



Universidade de Brasília

**Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação**

Modelo de Estresse de Risco de Crédito para Instituição Financeira

João Vicente Pereira

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Orientador
Prof. Dr. João Carlos Félix Souza

Brasília
2019

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Pm Pereira, João Vicente
Modelo de Estresse de Risco de Crédito para Instituição
Financeira / João Vicente Pereira; orientador João Carlos
Félix Souza. -- Brasília, 2019.
101 p.

Dissertação (Mestrado - Mestrado Profissional em
Computação Aplicada) -- Universidade de Brasília, 2019.

1. Risco de Crédito. 2. Teste de estresse. 3. Perda
esperada. 4. Inadimplência. I. Souza, João Carlos Félix,
orient. II. Título.



Universidade de Brasília

**Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação**

Modelo de Estresse de Risco de Crédito para Instituição Financeira

João Vicente Pereira

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Prof. Dr. João Carlos Félix Souza (Orientador)
PPCA/UnB

Prof. Dr. Ricardo Matos Chaim Prof.^a Dr.^a Roberta Lira Caneca
PPCA/UnB Caixa Econômica Federal

Prof.^a Dr.^a Aletéia Patrícia Favacho de Araújo
Coordenadora do Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada

Brasília, 08 de julho de 2019

Dedicatória

Dedico este trabalho à minha querida esposa Elizandra, à minha filha Rebeca e as meus filhos Heitor e Miguel que chegam este mês.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter me dado forças e capacidade para vencer esse desafio e permitir que chegasse até aqui. À minha querida família, pelo incentivo, amor incondicional e compreensão pelos momentos de ausência do convívio para me dedicar aos estudos. Aos meus professores, grandes mestres, que me guiaram durante essa trajetória acadêmica, em especial ao Professor João Carlos Félix (Joca) pela orientação, paciência e confiança. Aos colegas de turma, em especial Rômulo, Heloíse, Werley Machado e Tiago Eny pelo companheirismo e troca de experiências, que com certeza serviram para o aperfeiçoamento de cada um de nós. Aos meus colegas de trabalho pela solicitude, prontidão, incentivo e suporte, em especial, Danieli Roumillac e Fernando Vinhado. Ao meu amigo Vitor França pela colaboração. Aos meus apoiadores Avando, Eduardo Andrijic, Luiz Alexandre, Gláucio, Cláudia Othoshi e Gerson pela consideração e oportunidade. Enfim, agradeço a todos os que de uma forma ou de outra também ajudaram decisivamente.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES), por meio do Acesso ao Portal de Periódicos.

Resumo

Os impactos originados de desastres financeiros reforçam a necessidade de análises e instrumentos eficazes de estabilidade financeira para a detecção de risco sistêmico. Este trabalho apresenta o teste de estresse como ferramenta de análise para avaliação da resiliência de instituição financeira. É proposto uma metodologia de teste de estresse *Botton-up* (de baixo para cima), com objetivo de calcular o índice de perda esperada em qualquer granularidade da carteira de crédito. No desenvolvimento foi empregado rica partição de dados para elaborar um modelo macroeconômico integrado aos componentes de risco de crédito estabelecidos em Basileia II. A base de dados foi constituída com informações que abrangem os períodos de dezembro de 2012 a outubro de 2017, como período de modelagem, e novembro de 2017 a fevereiro de 2018, como período de validação fora do tempo. O modelo obtido considerou variáveis macroeconômicas (Pib, Selic, Ipca, Câmbio e Risco País) e idiossincráticas (relação de risco do cliente e uso de cheque especial). Para obter as projeções prospectivas, foram utilizados os cenários fornecidos pelo Banco Central do Brasil. O modelo é capaz de controlar a heterogeneidade específica do indivíduo, bem como gerar previsões de vários períodos para a distribuição de perdas, condicionadas à cenários macroeconômicos específicos. A aplicação da metodologia a uma instituição financeira mostrou um índice de perda esperada no cenário de estresse de 6,2%, com variação 32% entre o cenário base e de estresse, enfatizando sua resiliência.

Palavras-chave: Risco de crédito, teste de estresse, perda esperada, inadimplência, econometria

Abstract

The impacts that come from financial disasters reinforce the need for effective instruments of financial stability for the detection of systemic risk. This one presents the stress test as an analysis tool for the evaluation of the resilience of a financial institution. A Bottom-up stress-testing methodology is proposed, aiming at calculating the expected loss index in any granularity of the credit portfolio. In the development a large data partition was used to elaborate a macroeconomic model integrated to the risk factors established in Basel II. The database was constituted with information covering the periods from December 2012 to October 2017, as the modeling period, and from November 2017 to February 2018, as a period of validation out of time. The obtained model considered macroeconomic (GDP, Interest Rate, CPI Index, Exchange and Country Risk) and idiosyncratic (customer risk and overdraft) variables. In order to obtain the prospective projections, the scenarios provided by the Central Bank of Brazil were used. The model is able to control the specific heterogeneity of the individual, as well as generating predictions from several periods for the distribution of losses, conditioned to specific macroeconomic scenarios. The application of the methodology to a financial institution showed a loss index expected in the stress scenario of 6.2%, with a 32% variation between the base and stress scenario, emphasizing their resilience.

Keywords: Credit risk, stress test, expected loss, default, econometrics

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Problema de pesquisa	3
1.2	Justificativa	4
1.3	Objetivos	4
1.3.1	Objetivo geral	4
1.3.2	Objetivos específicos	4
1.4	Contribuição esperada	4
1.5	Estrutura do trabalho	5
2	Revisão da Literatura	6
2.1	Acordos de Basileia	6
2.1.1	Basileia I	7
2.1.2	Basileia II	7
2.1.3	Basileia III	8
2.1.4	Evolução do risco de crédito	9
2.2	Componentes de risco de crédito	10
2.3	Principais tipos de riscos	11
2.3.1	Risco de mercado	12
2.3.2	Risco operacional	12
2.3.3	Risco de liquidez	13
2.3.4	Risco de crédito	14
2.4	Testes de estresse	15
2.4.1	Conceitos	15
2.4.2	Exigências regulatórias	16
2.4.3	Contextualização dos testes de estresse	18
2.4.4	Cenários macroeconômicos	21
3	Metodologia	22
3.1	Definição de inadimplência	22

3.2	Base de dados	23
3.2.1	Dados internos	24
3.2.2	Dados externos	24
3.3	Preparação dos dados	25
3.3.1	Transformações das variáveis internas	26
3.3.2	Transformações das variáveis externas	27
3.3.3	Ilustração da estrutura de dados	28
3.4	Modelagem	29
3.4.1	Especificação do Modelo	29
3.4.2	Dados em painel	29
3.4.3	Suposições do termo de erro	31
3.4.4	Erros-padrão robustos	31
3.4.5	Modelo <i>pooled</i>	32
3.4.6	Modelo de efeitos fixos	32
3.4.7	Modelo de efeitos aleatórios	35
3.4.8	Modelo dinâmico	37
3.4.9	CrITÉrios de validação dos modelos	37
3.4.10	Testes para escolha entre modelos	40
3.4.11	Avaliação da performance do modelo	41
3.4.12	Avaliação da robustez do modelo	42
3.5	Implementação	43
3.5.1	Obtenção dos cenários	43
3.5.2	Projeção e cálculo de indicadores	45
4	Análise dos Resultados	47
4.1	Aplicação	47
4.1.1	Variáveis	48
4.1.2	Análise e seleção das variáveis	50
4.2	Estatísticas descritivas	53
4.3	Desenvolvimento dos modelos	55
4.3.1	Base de construção e de teste	55
4.3.2	Ordem de defasagem das variáveis	56
4.3.3	Especificação do modelo	56
4.3.4	Processo para selecionar modelo de dados em painel	57
4.3.5	Modelo <i>pooled</i>	58
4.3.6	Modelo de efeitos aleatórios	59
4.3.7	Modelo de efeitos fixos	60
4.3.8	Modelo selecionado	61

4.3.9	Avaliação da performance do modelo	63
4.4	Testes de robustez	64
4.4.1	Avaliação da multicolinearidade	64
4.4.2	Análise dos resíduos	66
4.5	Relação esperada entre as variáveis	67
4.6	Cenários	69
4.6.1	Macroeconômicos	69
4.6.2	Idiossincráticos	72
4.6.3	Estimativa da taxa de descumprimento	72
4.7	Cálculo dos indicadores	73
4.7.1	Índice de perda esperada	74
4.7.2	Inadimplência em até 90 dias	75
4.8	<i>Feedback</i> para o sistema	76
5	Considerações Finais	78
	Referências	80
	Apêndice	85
A	Interceptos (α_i) dos indivíduos do modelo de Efeitos Fixos	86

Lista de Figuras

3.1	Cálculo da taxa de descumprimento de 12 meses	23
3.2	Processo para geração da base interna	24
3.3	Processo para geração da base modelagem	25
4.1	Evolução da taxa de descumprimento	51
4.2	Gráfico das séries macroeconômicas	51
4.3	Processo de modelagem	55
4.4	Fluxo para identificação do modelo	58
4.5	Projeção do modelo em amostra fora do tempo - boa performance	63
4.6	Projeção do modelo em amostra fora do tempo - performance não desejável	64
4.7	Cenários macroeconômicos (PIB) - BCB	70
4.8	Cenários macroeconômicos (SELIC) - BCB	70
4.9	Cenários macroeconômicos (IPCA) - BCB	71
4.10	Cenários macroeconômicos (CÂMBIO) - BCB	71
4.11	Cenários macroeconômicos (RISCO PAÍS) - BCB	71
4.12	Cenários idiossincrático - base e de estresse	72
4.13	Processo do cálculo da taxa de descumprimento	72
4.14	Projeção da taxa de descumprimento - $Id = 3$	73
4.15	Projeção da taxa de descumprimento - $id = 57$	73
4.16	Processo do cálculo da perda esperada	74
4.17	Projeção do índice de perda esperada - carteira total	75
4.18	Projeção do índice de inadimplência - carteira total	76

Lista de Tabelas

2.1	Principais mudanças no risco de crédito ao longo dos Acordos de Basileia	10
2.2	Principais variáveis utilizadas nos estudos de teste de estresse	21
3.1	Estrutura de dados usada no trabalho	28
4.1	Variáveis Internas	48
4.2	Variáveis Externas (Macroeconômicas)	49
4.3	Testes de Estacionariedade: <i>Im</i> , <i>Pesaran e Shin</i> (I.P.S.), <i>ADF-Fisher</i> e <i>PPFisher</i> considerando o termo constante e em nível	52
4.4	Teste de Estacionariedade: <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF)	53
4.5	Sinais esperados das variáveis independentes do modelo	54
4.6	Estatísticas descritivas das variáveis do estudo	54
4.8	Modelo da taxa de descumprimento - Pooled	58
4.9	Teste de Wooldridge para efeitos individuais não observados	59
4.10	Modelo do índice da taxa de descumprimento - Efeitos Aleatórios	59
4.11	Teste de Breusch-Pagan	60
4.12	Modelo do índice da taxa de descumprimento - Efeitos Fixos	61
4.13	Teste de Hausman	61
4.14	Modelos de dados em painel para o índice taxa de descumprimento	62
4.15	Indicadores de performance do modelo nas amostras de construção e teste	63
4.16	Matriz de correlação das variáveis explicativas	65
4.17	Fator de inflação da variância das variáveis do modelo	65
4.18	Teste de Wooldridge para verificar autocorrelação dos resíduos	66
4.19	Teste de estacionariedade dos resíduos	66
4.20	Teste Multiplicador de Lagrange (Gourieroux, Holly e Monfort)	67
4.21	Sinais esperados e obtidos dos coeficientes dos modelos	67
4.22	Índice de perda esperada projetado por tipo de carteira	74
4.23	Índice de inadimplência projetado por tipo de carteira	76
4.24	Comparativo dos impactos do cenário de estresse para risco de crédito	77

A.1	Interceptos (α_i) dos indivíduos do modelo de efeitos fixos	87
-----	--------------------------------------------------------------------------------	----

Lista de Abreviaturas e Siglas

BCB Banco Central do Brasil.

BCBS Basel Committee on Banking Supervision.

CMN Conselho Monetário Nacional.

EAD Exposição no Momento do Descumprimento.

EUA Estados Unidos da América.

ICAAP Internal Capital Adequacy Assessment Process.

IF Instituição Financeira.

IPE Índice de Perda Esperada.

IRB Internal Rating Based.

LGD Perda Dado o Descumprimento.

PD Probabilidade de Descumprimento.

PE Perdas Esperadas.

REF Relatório de Estabilidade Financeira.

SFN Sistema Financeiro Nacional.

TD Taxa de Descumprimento.

TE Teste de Estresse.

TEBU TE Bottom-Up.

VAR Vetor Autorregressivo.

Capítulo 1

Introdução

A última desordem financeira, ocorrida em 2008, enfatizou a importância dos testes de estresse na avaliação da resiliência do setor financeiro a choques macroeconômicos adversos. Ordinariamente, os supervisores realizam testes de estresse macro em cooperação aos bancos com o objetivo de identificar fontes potenciais de risco sistêmico e estimar as perdas em decorrência de ciclos macroeconômicos adversos. Por outro lado, quando os bancos os realizam, a finalidade é o gerenciamento de risco interno.

A crise desencadeada em 2007 nos Estados Unidos da América (EUA) após o colapso da bolha especulativa no mercado imobiliário e intensificada a partir do aumento da sofisticação tecnológica na criação de novas transações e produtos, a exemplo da securitização que envolvia alto risco, acarretando operações mais alavancadas para as instituições, por conta da competitividade, comprovou que os eventos de mercado podem ser extremos e difíceis de prever, revelando, ainda, a necessidade de supervisão macroprudencial e política definidas mais apropriadas. Evanoff (2011) [1] salienta, que após a crise, houve modificações significativas na regulamentação bancária, principalmente com relação à gestão de risco e supervisão.

Para Fungacova (2013) [2] a crise evidenciou o teste de estresse como importante ferramenta macroprudencial para restauração da confiança nos sistemas financeiros, aumento da transparência e redução da incerteza no mercado. Os efeitos advindos de uma crise financeira não ficam restritos ao setor onde surgiu, eles se expandem para os demais setores, causando recessão no país e consequente aumento do desemprego e falência das empresas, podendo subsistir por vários anos. A exemplo da crise de 2008, que no último trimestre do mesmo ano, a produção industrial dos países desenvolvidos experimentou uma redução bastante significativa, apresentando, em alguns casos, uma queda de mais de 10 pontos base com respeito ao último trimestre de 2007. Mesmo os países em desenvolvimento, que não possuíam problemas como seus sistemas financeiros, como o Brasil, também constatarem uma fortíssima queda na produção industrial e no Produto Interno

Bruto.

Vazquez (2012) [3] e Grundke (2015) [4], defendem que a crescente literatura sobre testes de estresse está relacionada às sucessões de falências bancárias em muitos países, derivadas dessa crise. Em consequência desses eventos, no Brasil, em fevereiro de 2017, o Conselho Monetário Nacional (CMN) publicou a Resolução N° 4.557 [5] que dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital. A norma define em seu escopo que tais estruturas devem ser proporcionais ao perfil de riscos e à importância sistêmica da instituição, além de ser capaz de avaliar os riscos decorrentes das condições macroeconômicas e dos mercados em que atua.

As lições originadas de desastres financeiros reforçam a importância da gestão de riscos e de capital na indústria bancária, que se constituem em instrumentos fundamentais para a sustentabilidade do sistema financeiro (Relatório de Gerenciamento de Riscos Pilar 3 - Banco do Brasil (2017) [6]). Os métodos de identificação, mensuração, avaliação, monitoramento, reporte, controle e mitigação dos riscos (Resolução 4.557 (2017) [5]) salvaguardam as instituições financeiras em momentos adversos e proporcionam suporte para a geração de resultados positivos e recorrentes ao longo do tempo. E os testes de estresse podem fornecer informações do comportamento macroeconômico do sistema financeiro em caso de choques, raros mas plausíveis, com a premissa de identificar suas vulnerabilidades (Jones et al., 2004 [7]).

A Resolução N° 4.557 estipula os critérios mínimos para o estabelecimento das estruturas de gerenciamento integrado de riscos e de capital pelas instituições que compõem o Sistema Financeiro Nacional (SFN), traz a oportunidade de melhorias nos processos e sistemas de gestão de riscos do setor financeiro, com destaque para necessidade da visão prospectiva das perdas, inclusive em cenários de estresse. Surgindo, então, a motivação dos bancos alinhar e evoluir a gestão do portfólio de crédito a partir da avaliação do comportamento desse portfólio em diversos cenários.

A simulação de cenários compõe a gestão de riscos e permite que as instituições se preparem para os riscos não modeláveis como eventos políticos e/ou ambientais, não sendo, portanto, somente uma necessidade regulatória. A Resolução N° 4.557 traz o ensejo de melhorias nos processos e sistemas de gestão de riscos do setor financeiro, com destaque para necessidade da visão prospectiva das perdas, inclusive em cenários de estresse. Surgindo, então, a oportunidade dos bancos alinhar e evoluir a gestão do portfólio de crédito a partir da avaliação do comportamento desse portfólio em diversos cenários.

1.1 Problema de pesquisa

O programa de testes de estresse é tratado na Resolução 4.557 (2017) [5] na Seção II do Capítulo III. Destacam-se entre outras considerações:

- i. **programa de testes de estresse:** conjunto coordenado de processos e rotinas, dotado de metodologias, documentação e governança próprias, com o objetivo principal de identificar potenciais vulnerabilidades da instituição;
- ii. **teste de estresse:** exercício, com finalidade definida, de avaliação prospectiva dos potenciais impactos de eventos e circunstâncias adversos na instituição ou em um portfólio específico;
- iii. **análise de sensibilidade:** metodologia de teste de estresse que permite avaliar o impacto decorrente de variações em um parâmetro relevante específico no capital da instituição, em sua liquidez ou no valor de um portfólio;
- iv. **análise de cenários:** metodologia de teste de estresse que permite avaliar, ao longo de um período determinado, o impacto decorrente de variações simultâneas e coerentes em um conjunto de parâmetros relevantes no capital da instituição, em sua liquidez ou no valor de um portfólio;

Resulta do exposto a necessidade de uma visão prospectiva das perdas de crédito em cenários adversos com intuito de facilitar o desenvolvimento de planos de contingência e mitigação de riscos em condições de estresse, advindo, então, o problema central desta pesquisa que consiste em *investigar os fatores macroeconômicos e idiossincráticos que afetam o comportamento das taxas de descumprimento (risco de crédito) das instituições financeiras*.

As instituições financeiras devem implementar essas considerações, em menor ou maior grau, para atender ao Regulador e, em contrapartida, sua realização permitirá uma avaliação prospectiva dos impactos de eventos extremos capazes de resultar em perdas significativas e, por conseguinte, facilitará o desenvolvimento de controles que identifiquem exposições não desejáveis, com amparo à elaboração de planos de mitigação em casos extraordinários.

De modo complementar, seus resultados deverão ser usados na identificação, mensuração, avaliação, monitoramento e na mitigação dos riscos da instituição, devendo ser incorporados nas decisões estratégicas estabelecidas na Resolução 4.557 [5] elencadas a seguir:

- i. revisão dos níveis de apetite por riscos;
- ii. revisão das políticas, das estratégias e dos limites estabelecidos para fins do gerenciamento de riscos e do gerenciamento de capital;
- iii. avaliação da adequação de capital; e
- iv. realização de *teste de estresse* com base em *cenários fornecidos pelo Regulador*.

1.2 Justificativa

A justificativa do estudo é a adição ao corpo da literatura de testes de estresse e no setor financeiro, no contexto macroeconômico brasileiro, dos fatores que determinam a taxa de descumprimento (risco de crédito), pela exploração de uma rica partição de carteiras de crédito bancário por tipo de tomadores, com avaliação das diferentes sensibilidades da qualidade de crédito sob diversas condições macroeconômicas (cenários), além de fazer uso dos componentes de riscos de crédito¹ para o cálculo da perda esperada em qualquer granularidade (carteira, produto, cliente, ou outra segmentação pré-estabelecida).

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

Este estudo tem por objetivo geral identificar os principais fatores macroeconômicos e idiossincráticos que afetam o comportamento das taxas de descumprimento das instituições financeiras.

1.3.2 Objetivos específicos

Para alcançar o objetivo geral, são estabelecidos os seguintes objetivos específicos:

- i. pesquisar a literatura sobre risco de crédito e teste de estresse;
- ii. propor modelo para taxa de descumprimento;
- iii. testar o modelo;
- iv. comparar os achados com a literatura.

1.4 Contribuição esperada

O estudo contribui com a discussão sobre os métodos de teste de estresse para risco de crédito das instituições financeiras com a identificação dos fatores que determinam a taxa de descumprimento a nível macroeconômico e específico de bancos.

¹Acordo de Basileia II

1.5 Estrutura do trabalho

O presente trabalho está estruturado em cinco capítulos. O primeiro, que se refere a introdução, trata da contextualização e seus objetivos. O capítulo 2 traz uma revisão da literatura internacional e nacional. A metodologia é descrita no Capítulo 3. A aplicação da metodologia e análise dos resultados são apresentados no Capítulo 4; e finalmente, no Capítulo 5, expõem-se as considerações finais.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

A revisão da literatura aborda os Acordos de Basileia e os principais tipos de riscos das instituições financeiras, com ênfase no risco de crédito, com objetivo de demonstrar e compreender as dinâmicas evolutivas desses assuntos atreladas aos testes de estresse.

2.1 Acordos de Basileia

A instabilidade dos mercados internacionais bancários no início da década de 1970 fez com que os bancos centrais do G10¹ estabelecessem em 1974 o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia - *Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS), um fórum mundial para discussão e cooperação da regulação bancária prudencial. Segundo Vasconcelos et al. (2017) [8] o principal objetivo da criação do Fórum foi harmonizar os padrões de supervisão bancária para apuração do capital regulamentar.

Atualmente o Comitê de Basileia é constituído por representantes de autoridades de supervisão bancária dos bancos centrais de 27 países². Apesar de não ter autoridade para fazer cumprir suas recomendações, a maioria dos países, membros ou não, tendem a implementar as suas políticas. Portanto, suas regras têm como objeto a criação de um padrão internacional a ser utilizados pelos órgãos reguladores com a finalidade de resguardar o mercado face aos riscos inerentes à indústria financeira.

Para as estratégias de regulação bancária empregadas ao redor do mundo, os Acordos de Basileia representam um marco, visam essencialmente reduzir a probabilidade de ocorrência do risco sistêmico, trazendo o foco regulatório da liquidez para a solvência das

¹O G-10 foi fundado em 1962 por representantes dos bancos centrais do Alemanha, Bélgica, Canadá, Estados Unidos, França, Itália, Japão, Países Baixos, Reino Unido e Suécia. Em 1964, a Suíça foi incorporada ao grupo, que manteve a denominação G-10.

²África do Sul, Argentina, Austrália, Bélgica, **Brasil**, Canadá, Coreia do Sul, República Popular da China, França, Alemanha, Hong Kong, Índia, Indonésia, Itália, Japão, México, Países Baixos, Rússia, Arábia Saudita, Singapura, Suécia, Suíça, Turquia, Reino Unido, Estados Unidos, Luxemburgo e Espanha.

instituições financeiras, baseado na percepção de que é essencial a criação de mecanismos que evitem crises sistêmicas no setor bancário, e conseqüentemente sua propagação para toda a economia.

2.1.1 Basileia I

Em 1988, foi aprovado um conjunto de propostas regulamentares para o setor bancário mundial, o *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, conhecido como acordo da Basileia I. O acordo permitiu mensurar a necessidade de capital para cobrir os riscos adicionais de crédito no sistema financeiro e minimizar a possibilidade de falência. No Brasil foi Implementado em 1994, com a publicação da Resolução CMN 2.099 [9].

Dentre os principais objetivos deste acordo destacam-se o estabelecimento de requisitos mínimos de capital regulamentar para assegurar a solvabilidade das instituições financeiras e promoção da solidez do sistema, através da criação de normativo unificado para todos os bancos internacionais, diminuindo assim o desequilíbrio competitivo entre as instituições (Caiado, 2015 [10]).

Manuel (2015) [11] relata que o acordo de 1988 provou não ser inteiramente eficaz para fazer face aos períodos de instabilidade, e que os critérios não correspondiam aos propósitos estabelecidos, surgindo, em consequência disso, o novo acordo de Basileia, conforme abordagem a seguir.

2.1.2 Basileia II

O avanço obtido com Basileia I, em termos de marco regulatório foi inegável. Entretanto, face às insuficiências presentes nomeadamente no que confere ao capital *arbitrage*³, em 2004 foi publicado o novo acordo de Basileia, designado Basileia II. Ele definiu a forma de aplicação dos novos requisitos de capital, mais sensível aos riscos de crédito e de mercado. Segundo o Novo Acordo, as abordagens de mensuração do risco de crédito são classificados em dois tipos: padronizada e a baseada em classificações internas de risco. Em 2007, foi implementado no Brasil uma adaptação da abordagem padrão simplificada pela Resolução CMN 3.490 de 2007 [12].

A introdução das metodologias de *Internal Rating Based (IRB) Approache*, ratings internos, é a principal inovação deste acordo, e servirá de insumo aos sistemas de avaliação de crédito das instituições financeiras, tendo por objetivo tornar os requisitos de capitais mais dinâmicos e sensíveis ao risco. Adicionalmente, além de aprimorar a gestão do risco de crédito, Basileia II introduz a exigência de capital para o risco operacional.

³Instituições com maior risco, detinham muitas vezes requisitos de capital mais baixos.

Segundo Caiado e Caiado (2008) [13] o acordo BCBS (2006) [14], encontra-se estruturado em três pilares:

Pilar I: determinação dos requisitos mínimos de capital: são abordados os temas referentes à determinação dos requisitos mínimos de capital regulamentar para cobrir os riscos de crédito, mercado e operacional. Com a implementação deste pilar, é esperado que as instituições bancárias consigam utilizar metodologias próprias e mais sensíveis ao risco para que, em última análise, possa beneficiar de riscos mais baixos do que aquelas que utiliza as metodologias padrão.

Pilar II: processo de avaliação pela supervisão: a supervisão qualitativa será realizada por entidades reguladoras de controle interno de risco bancário, exigindo das autoridades bancárias estratégias para manutenção de níveis adequados de capital.

Pilar III: disciplina de mercado: novas condições de divulgação pública de relatórios financeiros com informações acerca dos riscos, com objetivo de melhorar a gestão do risco bancário. Caiado (2015) [10] menciona que este pilar visa complementar os objetivos preconizados nos pilares I e II, como forma de promover a confiança e credibilidade no sistema financeiro.

Além do reforço da supervisão externa, o Pilar II, procura estabelecer um conjunto de procedimentos internos de gestão de risco, para que as entidades financeiras consigam avaliar a adequabilidade e suficiência de capital. Este conjunto de procedimentos foi denominado de *Internal Capital Adequacy Assessment Process* (ICAAP), onde estão integrados os testes de estresse, que deverão ser realizados com a periodicidade conveniente.

A crise financeira de 2007, agravada em 2008, evidenciou lacunas do acordo de Basileia II o que levou ao anúncio de um conjunto de medidas abrangentes para o fortalecimento da regulação, supervisão e gestão de risco do setor bancário, dessa forma, surgindo em 2010 o acordo de Basileia III.

2.1.3 Basileia III

O Acordo de Basileia III é uma resposta às principais vulnerabilidades apresentadas pelo setor bancário durante a crise financeira de 2008. O Comitê de Basileia introduz uma série de mudanças relacionada à Basileia II, com destaque para a reformulação da estrutura de capital das instituições financeiras, visando à ampliação da resiliência e solidez dos bancos.

Neste acordo, iniciou-se uma série de estudos sobre as causas e impactos da crise, conforme destaque a seguir:

- i. identificar as principais falhas dos modelos de regulação vigentes no acordo de Basileia II;
- ii. reformular o quadro operacional de modo a aperfeiçoar a capacidade das instituições financeiras absorverem choques provenientes do sistema financeiro ou dos demais setores da economia;
- iii. reduzir o risco de contágio do setor financeiro sobre o setor real da economia (Manuel, 2015 [11]).

Para Almeida (2011) [15] os principais argumentos para a elaboração deste acordo foram os seguintes:

- i. excesso de alavancagem;
- ii. capital de qualidade insuficiente;
- iii. inexistência de reservas para fazer face a períodos de escassez de liquidez.

Com o objetivo de proteger o sistema bancário de uma relação entre os ciclos de negócios e os ciclos bancários, o acordo de Basileia III estabeleceu novas regras de capital mínimo em relação à sua qualidade, liquidez e absorção de prejuízos. Em suma, visa dotar as instituições de níveis de capital suficientes para fazer face a eventuais choques sistêmicos negativos, procurando assim, não comprometer a continuidade do financiamento à economia real aumentando a resiliência do setor.

2.1.4 Evolução do risco de crédito

O risco de crédito será tratado na Seção 2.3.4, nesta seção é mostrado apenas a evolução ocorrida em termos dos Acordos de Basileia.

A Tabela 2.1 demonstra a evolução do Risco de Crédito nos Acordos de Basileia. Observa-se uma alteração significativa na comparação de Basileia I com II e III, em que foram inseridas três novas metodologias. Sendo que no último, foi introduzido ponderações mais elevadas.

Em relação ao risco de crédito, em Basileia I eram utilizados ponderadores com base no risco de não cumprimento dos ativos. Em Basileia II, foram introduzidas três novas metodologias para se calcular o risco de crédito. Verificou-se que a adoção de métodos mais básicos poderia incentivar a migração do crédito de qualidade para crédito dúbios. Já na última abordagem do acordo, introduziram-se ponderações mais elevadas para os bancos que adotassem as metodologias avançadas e novos requisitos de capital para operações de *trading* e de resecuritização.

Tabela 2.1: Principais mudanças no risco de crédito ao longo dos Acordos de Basileia

Basileia I	Basileia II	Basileia III
	Metodologia <i>Standard</i>	Metodologia <i>Standard</i>
Uso de ponderadores para os ativos baseados no risco de inadimplência	IRB <i>Foundation</i>	IRB <i>Foundation</i> *
	IRB <i>Advanced</i>	IRB <i>Advanced</i> *
		*Ponderações mais elevadas para exposição do risco, aumento dos requisitos de capital para operações de <i>trading book</i> e ressecuritizadas, instrumentos fora do balanço identificados

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: *Internal Rating Based* (IRB)

2.2 Componentes de risco de crédito

A partir da publicação do Acordo de Basileia II [16], em 2004, as instituições financeiras passaram a ter a prerrogativa de utilizar parâmetros internos de mensuração de risco como principal insumo para o cálculo de capital - desde que seguissem algumas exigências para obter a aprovação explícita de uso pelo órgão supervisor.

No Brasil, a Circular BCB nº 3.648, de 4 de março de 2013 [17], é o documento oficial do Banco Central que estabelece os requisitos mínimos para cálculo de capital mediante sistemas internos de classificação do risco de crédito (Abordagens IRB), os quais se utilizam os seguintes parâmetros de risco:

- Probabilidade de Descumprimento ou Probabilidade *Default* (PD), percentual que corresponde à expectativa de longo prazo das taxas de descumprimento, com horizonte temporal de 1 (um) ano dos tomadores de um determinado nível de risco de crédito ou grupo homogêneo de risco;
- Exposição no Momento do Descumprimento (EAD), corresponde ao valor da exposição da instituição, seja ela efetiva ou contingente, perante o tomador ou contraparte no momento da concretização do evento de descumprimento, bruto de provisões e eventuais baixas parciais a prejuízo;
- Perda Dado o Descumprimento (LGD), corresponde ao percentual, em relação ao parâmetro EAD observado, da perda econômica decorrente do descumprimento, considerados todos os fatores relevantes, inclusive descontos concedidos para recuperação do crédito e todos os custos diretos e indiretos associados à cobrança da obrigação;
- Prazo Efetivo de Vencimento (M), corresponde ao prazo remanescente da operação ponderado pelos fluxos de caixa relativos a cada período futuro.

As instituições financeiras, para quantificar o risco de crédito, estão autorizadas a utilizar uma das três abordagens ou metodologias: metodologia *standard* ou padrão, metodologia *Internal Rating Based* (IRB) *Foundation* (ou método interno simples) e IRB *Advanced* (ou métodos internos avançados).

Na metodologia *standard* os ponderadores de risco variam de acordo com o *rating* dado pelas agências de notações certificadas pelas autoridades de supervisão. Estas notações variam com o grau de cumprimento do devedor e pela sua natureza, nomeadamente organização internacional, instituição, soberanos, empresas ou bens imóveis.

Na metodologia dos *ratings* internos, o banco utiliza estimativas internas do risco de crédito para mensurar a exigência de capital. No entanto, para utilizar os modelos internos, a instituição fica sujeita à aprovação do regulador, sendo necessário cumprir um conjunto de requisitos.

Em resumo, dentro do IRB, os bancos podem optar por um estágio básico (*Foundation*) ou por um avançado (*Advanced*). No primeiro, os bancos utilizam estimativas internas para probabilidade de inadimplência associada à categoria do tomador, e os supervisores fornecem outros insumos (componentes de risco). Já no segundo, os bancos têm a permissão para desenvolver um processo de alocação de capital interno considerando estimativas internas para os componentes de risco.

Na abordagem IRB, as instituições financeiras podem avaliar as perdas esperadas (PE) de sua exposição ao crédito. A PE em percentagem é calculada pelo produto da PD com a LGD; quando multiplicado pela EAD, obtêm-se a perda esperada (PE) em valor absoluto - conforme Equação (2.1):

$$PE = PD \times LGD \times EAD \quad (2.1)$$

2.3 Principais tipos de riscos

As fontes de risco são diversas, de fenômenos naturais ao comportamento humano. Às vezes referem-se aos riscos inesperados e imprevisíveis advindos do clima como tempestades e terremotos, e estas, são delimitadas pelas atitudes, alterações de políticas dos governos, entre outros.

A ABNT NBR ISO 73 (2009) [18] define risco como o efeito da incerteza nos objetivos, ou seja, um desvio, positivo e/ou negativo, em relação ao esperado. Para Silva (2014) [19], existe uma diferença conceitual entre risco e incerteza: no risco, as probabilidades de um determinado evento são conhecidas, já na incerteza não há dados suficientes para o cálculo das probabilidades.

Amaral et al. (2009) [20] descrevem a ideia do risco como uma situação em que há uma probabilidade "mais ou menos" previsível de perda ou ganho. Neste contexto, Mishra e Naidu (2016) [21] realçam que o risco de crédito é a probabilidade de a organização vir a incidir em perdas em função de problemas financeiros dos seus compradores, acarretando o descumprimento de suas obrigações.

Assim, para as empresas se manterem no mercado, torna-se necessário que elas sejam eficientes, o que justifica abordar aspectos que deveriam ser considerados estrategicamente para alavancar o desempenho das organizações, além de assegurar maior conformidade às práticas de gestão de riscos, proporcionando diferencial competitivo e maior resiliência às entidades.

A seguir os principais riscos em que as instituições financeiras estão expostas em suas atividades, com ênfase para o risco de crédito, principal componente deste estudo.

2.3.1 Risco de mercado

Risco de mercado é a possibilidade de ocorrência de perdas resultante da flutuação nos valores de mercado das posições detidas por uma instituição financeira. Inclui os riscos das operações sujeitas à variação cambial, das taxas de juros, dos preços de ações e dos preços de mercadorias (*commodities*).

A Resolução CMN 3.464/2007 [22] define risco de mercado como a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes da flutuação nos valores de mercado das posições detidas por uma instituição financeira.

Fortuna (2008) [23] salienta que o risco de mercado, também chamado de risco de preço, origina-se de qualquer mudança de valor nos ativos e passivos detidos pela instituição financeira. Essa mudança pode ocorrer nas taxas de juros, na taxa de câmbio ou mesmo na variação de ativos de renda variável ou no mercado imobiliário.

2.3.2 Risco operacional

Para o Comitê de Basileia (2006) [14] risco operacional é o risco de perda direta ou indireta, resultante de inadequações ou falhas de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos.

O Conselho Monetário Nacional (CMN), por meio da Resolução 3.380/2006 [24], definiu risco operacional como sendo a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falhas. Buscando aderência aos preceitos definidos no comitê de Basileia, a definição do Risco Operacional foi revista e atualizada na Resolução CMN 4.557/2017 [25], como a possibilidade da ocorrência de perdas resultantes de eventos externos ou de falhas, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas ou sistemas.

Para Fortuna (2008) [23] risco operacional é a possibilidade de perda originada por falhas na estrutura organizacional da instituição financeira, seja em nível de sistemas, procedimentos, recursos humanos e, recursos de tecnologia ou, então, pela perda dos valores éticos e corporativos que unem os diferentes elementos dessa estrutura.

Portanto, define-se risco operacional como a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falhas, deficiências ou inadequação de processos internos envolvendo pessoas, sistemas ou de eventos externos e inesperados. Esta definição inclui o risco legal associado à inadequação ou deficiência em contratos, bem como a sanções em razão do descumprimento de dispositivos legais e as indenizações por danos a terceiros decorrentes das atividades do Banco.

Dessa maneira, o risco operacional está relacionado à capacidade da organização em processar as informações em tempo hábil e de forma precisa, com o objetivo de evitar a perda de capital de terceiros. E ainda, com vistas a não desgastar o processo operacional, considera-se a capacidade física de processamento de dados para o monitoramento mais adequado.

2.3.3 Risco de liquidez

Trata-se da possibilidade de ocorrência de um descasamento entre os fluxos de pagamento e recebimento, gerando, desse modo, uma incapacidade para cumprir os compromissos assumidos. Ou seja, em tal situação, as reservas e disponibilidades de uma instituição tornam-se insuficientes para honrar as suas obrigações no momento em que ocorrem.

O risco de liquidez no negócio bancário pode ter a sua origem quando ocorram:

- dificuldades na captação de recursos para financiar os ativos, conduzindo, normalmente, ao acréscimo dos custos de captação, mas podendo implicar, também, uma restrição do crescimento dos ativos;
- dificuldades na liquidação de obrigações para com terceiros, induzidas por descasamentos significativos entre os prazos de vencimento residual de ativos e passivos.

Para os efeitos da Resolução 2.804/2000 [26], do Conselho Monetário Nacional, risco de liquidez é definido como a ocorrência de desequilíbrios entre ativos negociáveis e passivos exigíveis (descasamentos entre pagamentos e recebimentos) que possam afetar a capacidade de pagamento da instituição, levando-se em consideração as diferentes moedas e prazos de liquidação de seus direitos e obrigações.

2.3.4 Risco de crédito

A concessão de crédito é a atividade principal dos bancos, pois financia o consumo e o investimento da população. O estudo da capacidade de pagamento dos agentes envolvidos é fator crucial para o sucesso de suas atividades, evitando que problemas de seleção adversa e risco moral ocorram de forma mais acentuada.

O Comitê de Estabilidade Financeira do Banco de Compensações Internacionais - BCBS (1999) [27] definiu risco de crédito, em Basileia I, como a probabilidade de um tomador bancário ou contraparte não cumprir com suas obrigações nos termos acordados. Para o BCBS, o risco de crédito não se restringe às operações de empréstimo, mas engloba também outras operações intra e extra-balanco, tais como aceites, garantias e investimentos em títulos.

O Conselho Monetário Nacional definiu risco de crédito no art. 2º da Resolução 3.721/2009 [28] como a possibilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento pelo tomador ou contraparte de suas respectivas obrigações financeiras nos termos pactuados, à desvalorização do contrato de crédito decorrente da deterioração na classificação de risco do tomador, à redução de ganhos ou remunerações, às vantagens concedidas na renegociação e aos custos de recuperação.

Porém, a Resolução CMN 4.557/2017 [25] revogou a 3.721/2009 [28] e modificou em seu art. 21 o texto sobre a definição do risco de crédito, definido como a possibilidade de ocorrência de perdas associadas a:

- i - não cumprimento pela contraparte de suas obrigações nos termos pactuados;
- ii - desvalorização, redução de remunerações e ganhos esperados em instrumentos financeiros decorrentes da deterioração da qualidade creditícia da contraparte, do interveniente ou do instrumento mitigador;
- iii - reestruturação de instrumentos financeiros; ou
- iv - custos de recuperação de exposições caracterizadas como ativos problemáticos.

Os ativos problemáticos são caracterizados quando a obrigação está em atraso há mais de noventa dias, quando houver indicativos de que não será integralmente honrada, sem que seja necessário recurso a garantia ou a colateral.

No Relatório de Gestão de Riscos (2012) [29], a definição de risco de crédito ainda compreende, entre outros:

Risco de Contraparte - entendido como a possibilidade de não cumprimento, por determinada contraparte, de obrigações relativas à liquidação de operações que envolvam a negociação de ativos financeiros, incluindo aquelas relativas à liquidação de instrumentos financeiros derivativos;

Risco País - entendido como a possibilidade de perdas associadas ao não cumprimento de obrigações financeiras nos termos pactuados por tomador ou contraparte localizada fora do País, em decorrência de ações realizadas pelo governo do país onde está localizado o tomador ou contraparte, e o risco de transferência, entendido como a possibilidade de ocorrência de entraves na conversão cambial dos valores recebidos;

Risco de *Commitment* - entendido como a possibilidade de ocorrência de desembolsos para honrar avais, fianças, coobrigações, compromissos de crédito ou outras operações de natureza semelhante;

Risco do Interveniente - entendido como a possibilidade de perdas associadas ao não cumprimento de obrigações financeiras nos termos pactuados por parte intermediadora ou conveniente de operações de crédito;

Risco de Concentração - entendido como a possibilidade de perdas de crédito decorrentes de exposições significativas a uma contraparte, a um fator de risco ou a grupos de contrapartes relacionadas por meio de características comuns.

Silva (2014) [19] enfatiza que dada a característica das atividades das instituições financeiras, todas as operações de crédito estão de alguma forma expostas ao risco, cabendo a instituição realizar uma eficiente gestão com intuito de mitigar estes riscos, adequando as exposições aos níveis aceitáveis pela administração.

Mishra (2016) [21] define risco de crédito como a probabilidade da organização vir a incidir em perdas em função de problemas financeiros com seus compradores, acarretando o descumprimento de suas obrigações.

De acordo com Pesaran (2006) [30] e Fungacova (2013) [2], risco de crédito é a principal fonte de risco para as instituições financeiras e, portanto, objeto de rigorosa supervisão das instituições reguladoras do sistema financeiro. Ideia corroborada pelo estudo de Ribeiro (2016) [31] sobre gestão de risco, no qual pesquisou 52 artigos publicados na Base Antena de 2000 à 2015, com uso de técnicas de aferição e análise bibliométrica, verificou que a maioria dos artigos tratava do risco de crédito.

2.4 Testes de estresse

2.4.1 Conceitos

Teste de estresse é uma metodologia de gestão de risco que possibilita verificar os resultados adversos e inesperados relacionados a uma variedade de riscos. Ele fornece uma indicação das exigências do capital necessária para absorver as perdas decorrentes de grandes choques.

Teste de estresse é uma técnica analítica que estima a sensibilidade de instituições financeiras frente às mudanças nos fatores de risco que as afetam (Jones et. al, 2004 [7]).

Também é comumente descrito como uma avaliação da situação financeira de um banco sob um cenário severo, mas plausível para auxiliar na tomada de decisões, além de ser especialmente importante após longos períodos de condições econômicas e financeiras favoráveis, quando o histórico de condições negativas podem levar a riscos subestimados.

Pode ainda, ser conceituado como simulações baseada em cenários de um futuro incerto, dados pelas oscilações nas variáveis e seu relacionamento complexo, utilizadas para estimar as perdas resultantes da materialização de eventos extremos, plausíveis, e avaliar a resiliência de uma instituição ou do sistema financeiro. Dessa forma, é possível determinar o impacto sobre o capital das instituições tendo em vista situações de perdas não esperadas e, portanto, não provisionadas, causadas por grandes oscilações em variáveis macroeconômicas (Relatório de Estabilidade Financeira - REF (2019) [32]).

A finalidade do teste de estresse é avaliar a suficiência do capital mantido pela instituição, considerando seus objetivos estratégicos e os riscos aos quais está sujeita.

2.4.2 Exigências regulatórias

O tema teste de estresse é abordado tanto na regulamentação do sistema financeiro do Brasil quanto na regulamentação de outros países. Desde a publicação do documento *Principles for sound stress testing practices and supervision*, pelo *Basel Committee on Banking Supervision's* (BCBS, 2009 [16]), as instituições financeiras vêm se empenhando em estipular um conjunto abrangente de processos para a sólida governança, desenvolvimento e implementação de programas de testes de estresse que possam ser utilizados na gestão prospectiva de risco da carteira, além de atuarem como instrumento nos processos de tomada de decisão.

Banco Central do Brasil

A definição de teste de estresse apareceu pela primeira vez na Resolução CMN 2.804/2000 [26], já revogada, que dispunha sobre controles de risco de liquidez.

A Resolução CMN 4.557/2017 [25] citada anteriormente, diz que tais estruturas devem ser compatíveis com o modelo de negócio, com a natureza das operações e com a complexidade dos produtos, dos serviços, das atividades e dos processos da instituição. Continua a norma, tal estrutura deve identificar, mensurar, avaliar, monitorar, reportar, controlar e mitigar: o risco de crédito, de mercado, de variação das taxas de juros, de liquidez, o risco operacional, socioambiental e os demais riscos relevantes definidos pela instituição. Deve

prever políticas, estratégias, sistemas, rotinas, procedimentos, papéis e responsabilidades, programa de testes de estresse, entre outras, para o efetivo gerenciamento de riscos.

A norma adiciona ao risco de crédito a previsão sobre:

- o gerenciamento de exposições com características semelhantes, tanto em nível individual quanto em nível agregado, abrangendo aspectos como fontes significativas do risco de crédito, identificação da contraparte ou do interveniente, forma de agregação das exposições e uso de instrumento mitigador;
- políticas que estabeleçam critérios para a identificação dos fatores de risco significativos para fins do gerenciamento do risco de concentração.

Em continuidade, a norma conceitua o programa de teste de estresse como o conjunto coordenado de processos e rotinas, dotado de metodologias, documentação e governança próprias, com o objetivo principal de identificar potenciais vulnerabilidades da instituição.

Em seu sentido amplo, o teste de estresse pode ser entendido como um processo destinado a avaliar a capacidade de manutenção da integridade da instituição frente a eventos de perdas, motivados por um cenário econômico hipotético extremo e severo, porém factível.

A Gestão do Portfólio de Crédito pressupõe a existência de ferramentas de análise que permitam explicitar a relação dinâmica entre os fatores e suas respectivas influências nas exposições a risco de crédito de forma prospectiva, de modo a possibilitar decisões mais robustas quanto à alocação de capital e consequente rentabilidade, inclusive em condições de estresse.

Entre as principais utilizações dos resultados de testes de estresse estão a de indicar e testar a resiliência do adicional de capital para cobrir perdas inesperadas provenientes de choques adversos e a de gerar informações importantes sobre tolerância a risco da instituição diante de diferentes cenários. Estas informações contribuem para tomadas de decisão e indução de políticas de mitigação dos riscos decorrentes da realização desses cenários.

O documento BCBS (2009) [16] cita as seguintes contribuições do teste de estresse para as instituições:

- fornecer avaliações de risco prospectivas;
- ultrapassar as limitações de modelos padronizados e de dados históricos;
- auxiliar no planejamento de capital;
- subsidiar o desenvolvimento de planos de contingência em situações adversas;
- colaborar com a comunicação interna e externa das instituições.

Os principais tipos de testes de estresse podem ser: *Top-Down* (TETD) ou *Bottom-Up* (TEBU). Para Aquele, o cenário e metodologia são do Banco Central do Brasil (BCB) que realiza exercício, padronizado entre as instituições financeiras. Para este, o BCB fornece o cenário macroeconômico e, possivelmente, algum norte metodológico, ficando a Instituição Financeira (IF) autorizada a utilizar dados gerenciais e eventualmente completar/traduzir o cenário na realização do exercício, informando ao regulador os resultados e a metodologia utilizada.

E, ainda, há o teste de estresse interno, a exemplo do *Internal Capital Adequacy Assessment Process* denominado ICAAP, neste caso, cenário e metodologia são própria das IF's que utiliza dados gerenciais. Além dessas abordagens, também existem análise de sensibilidade, avaliação de especialistas e teste de estresse reverso.

Pare este estudo, considerou-se o teste de estresse do tipo *Bottom-Up* por ser realizado pela instituição financeira com a utilização de metodologia própria e com cenários fornecidos pelo regulador.

2.4.3 Contextualização dos testes de estresse

Desde o final de 2007, com a ocorrência de vários episódios de colapso de instituições financeiras, a execução de Teste de Estresse (TE) se tornou mais difundida em diversos países, com o objetivo de avaliar a robustez e identificar a fonte de possíveis pontos fracos que poderiam acarretar novos eventos adversos, suscetíveis de contaminar o restante do sistema.

As crises financeiras têm contribuído para a generalização da prática desses exercícios. Enquanto isso, nos países emergentes, e embora tenham sido menos afetados pela crise, é possível notar sua clara proliferação.

Essa tendência reflete tanto o alinhamento com as melhores práticas internacionais, como um comportamento prudente na previsão de possíveis futuros cenários de crise, equivalentes aos que ocorreram nas economias mais desenvolvidas. Do ponto de vista legal, o TE foi impulsionado de forma significativa pelo Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, no âmbito do segundo pilar do acordo de capital, conhecido como Basileia II, que manteve sua estrutura no Basileia III.

As instituições devem executar ordinariamente um processo de autoavaliação do capital (ICAAP⁴) e um processo de revisão de capital (SREP⁵), de responsabilidade da entidade supervisora. Essas exigências regulatórias se refletem na prática de testes de estresse no setor financeiro, por isso, é necessário enfatizar que o teste de estresse interno deve ser realizados pela instituição, cuja execução periódica está regulamentada no

⁴Internal Capital Adequacy Assessment Process, articulado através do Pilar 2 do Acordo de Basileia.

⁵*Supervisory Review and Evaluation Process*, também articulada no Pilar 2 do Acordo de Basileia.

ICAAP, porém na metodologia de implantação concreta só existem algumas orientações ou princípios, com duplo objetivo: incorporar uma visão prospectiva às decisões estratégicas e de gestão, e informar a entidade supervisora sobre o planejamento do capital previsto para diferentes cenários.

Estudos sobre o risco de crédito ganharam impulso notório ao longo das últimas décadas. Diversas classes de modelos têm sido propostos com vistas à mensuração e previsão do risco de crédito. Segundo Varquez (2012) [3] a maior parte dos estudos relacionados a testes de estresse desenvolve-se na identificação das vulnerabilidades do sistema financeiro, examinando a relação entre as perdas dos bancos com risco de crédito e fatores macroeconômicos.

De acordo com Wilson (1998) [33] a melhor forma de mensurar potenciais impactos de descumprimento é a partir do cálculo da distribuição de perdas sob a perspectiva do contrato da operação, ao invés da ótica por cliente. Lucas (2001) [34] entende, porém, que o risco sistemático se mostra mais relevante que o risco idiossincrático em nível de carteira de crédito e que os fatores de risco sistemáticos geralmente se correlacionam com as condições macroeconômicas.

Bernhardtsen (2000) [35] usou modelos de dados em painel para analisar a relação entre diferenciais de taxas de juros da Alemanha e variáveis macroeconômicas (taxa de desemprego, variação percentual do PIB, variação anual dos custos unitários do trabalho no setor empresarial, variação anual do preço ao consumidor, conta corrente como percentagem do PIB e déficit público como percentagem do PIB) para a França, Bélgica, Dinamarca, Itália, Países Baixos, Áustria, Grã-Bretanha, Noruega e Suécia, no período de 1979-1995, obtendo significância em todas as variáveis macroeconômicas.

Kalirai (2002) [36] a partir da estimação de modelo de regressão linear múltipla, identificou que as variáveis produção industrial, inflação, índice de confiança dos empresários, taxa de juros de curto prazo (real e nominal), índices de mercado e exportações afetam a provisão para perdas de crédito nos bancos da Áustria, conforme dados coletados trimestralmente entre 1990 e 2001.

Hoggarth (2005) [37] indicou que o desvio entre o PIB real e o esperado, a inflação de preços no varejo e a taxa de juros de curto prazo afetam o valor das perdas com crédito do setor bancário do Reino Unido, conforme modelo VaR em dados trimestrais compreendidos entre 1998 a 2004.

Já Bunn (2005) [38] desenvolveu três modelos econométricos para estimação da inadimplência em crédito no Reino Unido. O primeiro, identificou que variáveis como o PIB real e o nominal, lucro e endividamento das empresas, valores das propriedades comerciais e taxa de juros real são significativas para explicar o histórico de falências em empresas não financeiras; o segundo apontou que a renda, taxa de desemprego, habitação e a média

dos percentuais de entrada são significativas para estimar o atraso maior que 180 dias em operações de crédito imobiliário; finalmente, o terceiro modelo usou a renda e número de cartões de crédito ativos para estimar o atraso superior a 90 dias em operações de cartão de crédito.

Sorge e Virolainen (2006) [39] utilizaram a abordagem proposta por Wilson [33] para estimar um modelo macroeconômico por setor de atividade com o objetivo de realizar testes de estresse. Utilizaram-se de técnicas de regressões aparentemente não-relacionadas (SUR) e dados em painel, identificando que o PIB e endividamento das empresas são significativas para explicar a inadimplência.

No Canadá, Misina (2006) [40] utilizou os testes de estresse para analisar as perdas em carteiras de crédito do setor bancário. A partir de um modelo VaR, com dados entre 1987 e 2005, e variáveis macroeconômicas PIB, taxa de juros real e preço de matérias primas (*commodities*) estimou a perda, mensurada pelas taxas de descumprimento das empresas por setor.

Foglia (2008) [41], (2009) [42] fez uso de dois modelos para o processo de teste de estresse. O primeiro para modelar cenários com as variáveis macroeconômico como o PIB, crescimento do PIB ou hiato do PIB - diferença entre o PIB potencial e o PIB efetivo -, desemprego, taxa de juros, taxa de câmbio, índices de inflação e índices de preço; o segundo recebe as informações constituídas para estimar a inadimplência, conforme cenários estabelecidos.

Breuer (2012) [43] utilizou um método para analisar os cenários de estresse multi-período para o risco de crédito aplicado aos dados de registros de empréstimo da Espanha, ele observou que as taxas de inadimplência geralmente aumentam quando o crescimento do PIB cai ou as taxas de juros sobem, apontou, também, que o PIB é o fator mais relevante.

Com relação ao mercado brasileiro, Vazquez (2012) [3] realizou análise de dados em painel, utilizou uma base de operações de crédito de bancos que abrangia o período de 2001 a 2009 e verificou a relação entre a proporção de contratos de crédito em atraso (maior que 90 dias) e o crescimento do PIB, bem como a variabilidade do perfil de perdas das carteiras devido as idiossincrasias da composição desses portfólios de operações, concluindo que as carteiras de financiamento de veículos e de máquinas eletrônicas tenderiam a apresentar maior inadimplência em cenários de estresse econômico.

Nischikawa (2014) [44] propôs uma metodologia de cálculo de estresse para cumprir as exigências regulatórias do *Bank for International Settlements* e Comissão de Supervisão Bancária no Brasil. O autor utilizou um modelo de regressão linear para relacionar a inadimplência do Sistema Financeiro brasileiro (obtida do Banco Central do Brasil) a variáveis macroeconômicas para o período de 2007 a 2012. O PIB, o IPCA, as transações

correntes como proporção do PIB e o câmbio foram significativos no modelo.

Caneca (2015) [45] especificou um modelo econométrico para investigar a relação entre os ciclos econômicos e a despesa com créditos de liquidação duvidosa dos bancos brasileiros. A autora fez uso de uma amostra de 148 bancos com periodicidade trimestral entre 2001 e 2012, e ainda, utilizou a variação percentual do PIB real como *proxy* do ciclo econômico, encontrando uma relação negativa entre as variáveis.

A Tabela 2.2 apresenta um resumo dos estudos relativos a testes de estresse, e sintetiza os autores e as principais variáveis econômicas identificadas como significativas.

Tabela 2.2: Principais variáveis utilizadas nos estudos de teste de estresse

Autor/referência	PIB	Juros(1)	Inflação(2)	Câmbio	Desemp.	Mercado(3)
Bernhardsen(2000) [35]	✓				✓	
Kalirai(2002) [36]		✓		✓		✓
Bunn et al.(2005) [38]	✓	✓			✓	
Hoggarth(2005) [37]	✓	✓	✓			
Sorge e Virolainen(2006) [39]	✓					
Missina(2006) [36]	✓	✓				
Foglia(2008) [41]	✓	✓	✓	✓	✓	
Breuer(2012) [43]	✓	✓				
Vazquez(2012) [3]	✓					
Nischikawa(2014) [44]	✓		✓	✓		

Fonte: Elaborado pelo autor

Notas: Exemplos no Brasil (1) SELIC, (2) IPCA, (3) IBOVESPA

2.4.4 Cenários macroeconômicos

Na construção dos cenários macroeconômicos, é importante que seja estabelecido um ponto de referência que corresponda ao equilíbrio de longo prazo ou estado estacionário do sistema econômico de interesse.

Este trabalho faz uso dos cenários fornecidos pelo Banco Central do Brasil, quando da realização de teste de estresse para o gerenciamento de capital, e internamente, pelas instituições financeiras. No qual se utiliza de metodologia própria para projeção das variáveis macroeconômicas. Para as variáveis idiossincráticas foram criados cenários para cada variável e indivíduo, fazendo uso dos percentis 50 para o cenário base e, 99 para o cenário de estresse.

Capítulo 3

Metodologia

O presente capítulo é constituído por três seções: na primeira, é apresentado a definição de inadimplência que é variável de interesse; na segunda seção, apresenta-se a estratégia empírica em que se estabelece os possíveis métodos utilizados para avaliar e escolher o modelo estatístico adequado; e na terceira seção, apresenta-se a implementação e a forma de aplicação do modelo sobre os componentes de basileia para obtenção dos indicadores de perda esperada e inadimplência.

Para alcançar o objetivo proposto no trabalho foi utilizado o método desenvolvido pelo *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), quando cabível, composto pelas etapas de entendimento do negócio, compreensão de dados, preparação de dados, modelagem, avaliação, e implantação.

3.1 Definição de inadimplência

Conforme já discutido, o processo de teste de estresse para risco de crédito visa verificar a resiliência da instituição frente às perdas potenciais decorrentes em diferentes cenários, além de eventos extremos, porém plausíveis, que incorram em perdas de crédito e que promovam informações e subsidiem os gestores nas tomadas de decisões com relação à gestão do portfólio de crédito.

Nesse sentido, a variável de interesse, que representa a inadimplência em crédito, a ser utilizada nesse estudo é a *Taxa de Descumprimento* (TD), entendida como a relação entre a quantidade de operações que apresentaram descumprimento - atraso acima de 90 dias (Resolução CMN 2.682/1999 [46]) - no horizonte de doze meses (um ano após o início do acompanhamento) pela quantidade total de operações, conforme (3.1):

$$TD = \frac{\text{número de operações em default até 12 meses}}{\text{total de operações}} \quad (3.1)$$

O uso do conceito estabelecido em (3.1) vai ao encontro de trabalhos realizados pelos bancos, como exemplo da modelagem da Probabilidade de *Default* (PD), definido por basileia e deferido pelo Banco Central do Brasil.

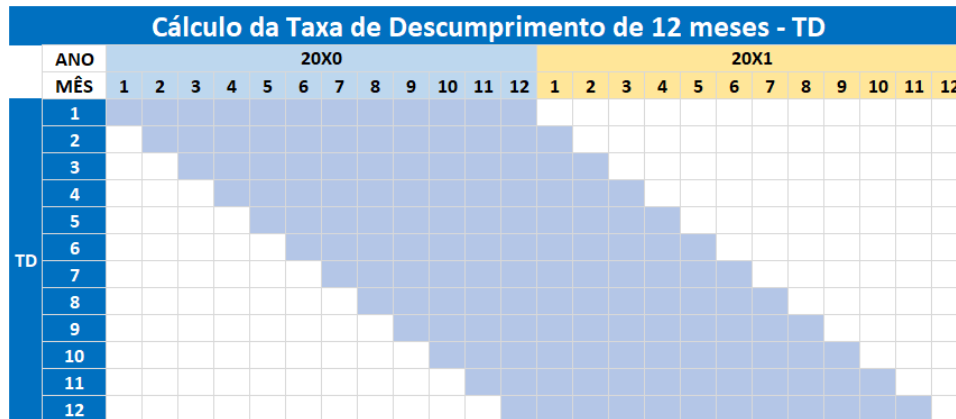


Figura 3.1: Cálculo da taxa de descumprimento de 12 meses

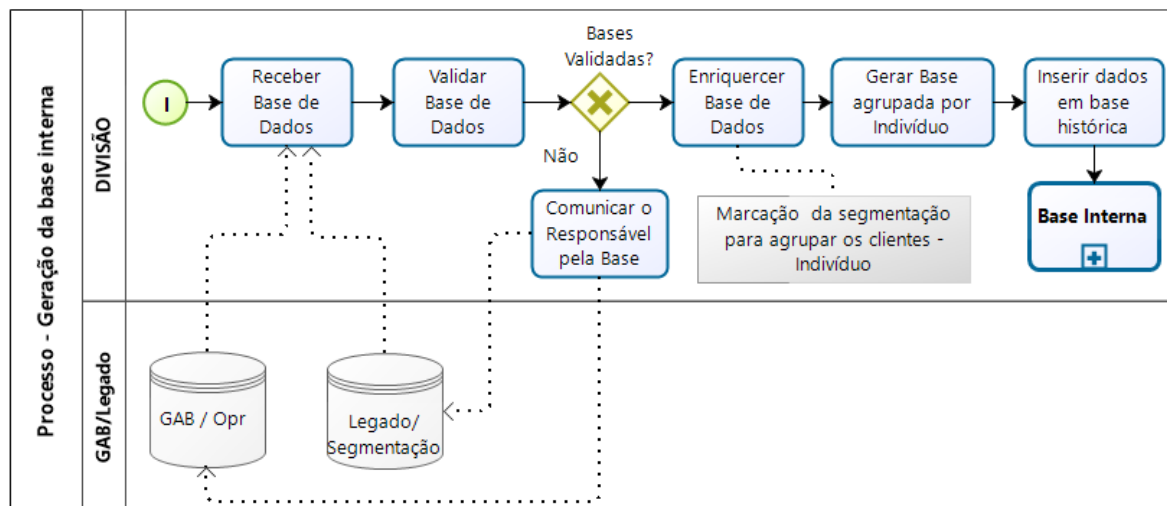
A Figura 3.1 exibe o fluxo de cálculo da TD. Observa-se que a operação é acompanhada por até doze meses podendo entrar em descumprimento ou não. Isso significa que os dados a serem modelados terão um *delay* de doze meses, tendo em vista que a informação sobre o índice de inadimplência da operação será observável no prazo de uma ano (a partir do mês que iniciou a contagem).

Ressalta-se que a TD deve ser calculada a partir dos dados observados dos clientes em seu nível mais granular (operação), sendo as informações agregadas no nível de segmentação já instituído nos modelos de PD que são utilizados pelos bancos. Os clientes foram agrupados para gerar os *indivíduos* de acordo com sua categoria de exposição (atacado e varejo), limite de crédito (vigente, vencido e outros), dias de atraso (30, 60 e 90). Para completar a classificação, considerou-se para a categoria varejo, o produto, e para a categoria atacado, o porte da empresa.

3.2 Base de dados

Os dados da carteira de crédito (base interna) utilizados nas análises desse trabalho, conforme Figura 3.2, foram extraídos da base de operações de crédito de uma instituição financeira, após limpeza realizada pela divisão de sistematização e informações. Em linhas gerais, a base possui atributos que permitem estabelecer os grupos de interesse, que fazem parte da definição do *indivíduo* tratado no âmbito desse trabalho, e outros atributos que foram enriquecidos para a obtenção das *taxas de descumprimento*.

A Figura 3.2 mostra o fluxo usado na obtenção das informações internas, insumos para formação da base histórica, que em conjunto com as informações externas, constituídas de



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 3.2: Processo para geração da base interna

dados macroeconômicos obtidos no Banco Central do Brasil e Ibge, completam as fontes de dados para este estudo.

A Figura 3.2 demonstra o processo de validação da consistência e integridade da base de dados, passando por um enriquecimento em que são incorporadas novas informações, inclusive a marcação dos grupos de clientes, que neste trabalho é denominado de indivíduos. Com isso, a base é sumarizada para conter somente os indivíduos marcados, as variáveis de valores são somadas e/ou calculada pela média, e as demais variáveis, contadas. Por fim, a base é inserida em uma tabela de dados (histórico), repetindo esse fluxo para cada novo período de informações.

3.2.1 Dados internos

As variáveis representativas do risco idiossincrático da carteira de crédito (variáveis internas) utilizadas neste estudo, tem origem no conjunto de informações disponíveis em bases já utilizadas em outros processos de modelagem pela instituição, sendo que previamente, escolheu-se aquelas que pudessem ser sensíveis ao próprio risco da carteira da entidade. As séries históricas possuem frequência mensal e compreendem o período de dezembro de 2012 à janeiro de 2019, de acordo com disponibilidade dos dados, totalizando 74 meses.

3.2.2 Dados externos

Os demais dados de fora da instituição (base externa) foram obtidos dos sítios do Banco Central do Brasil e IBGE. Para evitar perda de dados, quando da defasagem, buscou-se

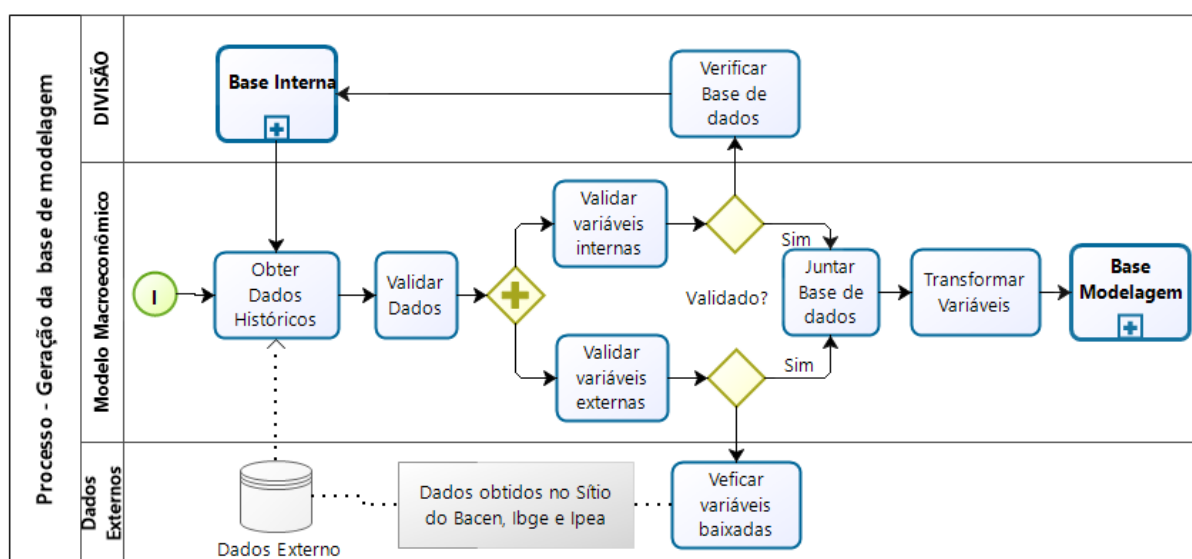
um período maior para essas variáveis. Portanto, as séries possuem frequência mensal e compreendem o período de janeiro de 2011 à janeiro de 2019.

As variáveis macroeconômicas foram selecionadas com base no referencial teórico apresentado, cujos estudos tratam de diversas metodologias utilizadas, com o fim de estimar modelos que apresentem relações estatisticamente válidas entre as variáveis macroeconômicas e a inadimplência.

Após essa seleção, foram confrontadas com as variáveis que o Banco Central utiliza na construção dos cenários para realização do Teste de Estresse *Bottom-Up* (TEBU)¹ (Relatório de Estabilidade Financeira, 2019) [32]). Deve ser acrescentado que tais variáveis buscam representar: mudanças na atividade econômica, taxa de juros, nível de preços, mercado de trabalho, nível de confiança e mercado de crédito.

Nessa perspectiva, ressalta-se que os referidos estudos estão em linha com a teoria econômica e, além de subsidiar a seleção das variáveis macroeconômicas, também contribuirá na avaliação econômica entre as variáveis explicativas e a taxa de descumprimento.

3.3 Preparação dos dados



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 3.3: Processo para geração da base modelagem

Em continuidade ao Processo mostrado na Figura 3.2 foi gerada a base que efetivamente será utilizada no desenvolvimento do modelo. A Figura 3.3 representa a base interna num contexto histórico passando por uma validação prévia. Em seguida são ob-

¹Ver Conceitos e metodologias - Estresse de capital do Anexo do Relatório de Estabilidade Financeira

servadas algumas transformações nas variáveis, ocorrendo o mesmo com a base externa, quando unificadas para geração da base de modelagem.

3.3.1 Transformações das variáveis internas

Para realizar as transformações das variáveis define-se $i = 1 \dots N$ para os indivíduos e $t = 1 \dots T$ para os períodos de tempo contabilizados em meses.

Taxa de descumprimento

Tomando como base a definição de Wilson (1998) [33], a taxa de descumprimento definida pela Equação (3.1) pode ser vinculada a um índice de descumprimento com emprego de uma transformação logística:

$$TD_{i,t} = \frac{1}{1 + e^{-ITD_{i,t}}} \quad (3.2)$$

Onde $TD_{i,t}$ é a taxa de descumprimento do indivíduo i no período t e $ITD_{i,t}$ é o índice de descumprimento específico do indivíduo. A transformação logística assegura que o valor das taxas de descumprimento esteja no intervalo $[0, 1]$. Da equação (3.2), o valor do índice específico é calculado como:

$$ITD_{i,t} = \ln \left(\frac{TD_{i,t}}{1 - TD_{i,t}} \right) \quad (3.3)$$

De modo a encontrar a ligação empírica, presume-se que o índice (ITD) seja determinado por um conjunto de variáveis, conforme será visto na Seção 4.3.3.

Relação de risco

A relação de risco do cliente² ($rrisco$) é obtido pela divisão da quantidade de clientes com maiores riscos com a quantidade de clientes com menores riscos, como mostra (3.4):

$$rrisco = \frac{\text{núm clintes com maiores riscos}}{\text{núm de clientes com menores riscos}} \quad (3.4)$$

Demais variáveis internas

Para as demais variáveis internas e suas respectivas transformações são aplicados o logaritmo expresso em (3.5) e a fórmula da variação conforme (3.6).

$$\text{Logaritmo:} \ln X_{i,t} = \log(X_{i,t}) \quad (3.5)$$

²O risco de cliente é classificado de A-E: menor risco = A-C, maior risco = D-E

$$Variação : X_vr_{i,t} = \frac{X_{i,t-1}}{lag(X_{i,t})} \quad (3.6)$$

3.3.2 Transformações das variáveis externas

Para realizar as transformações das variáveis externas à instituição define $t = 1 \dots T$ para os períodos de tempo contabilizados em meses.

Data de referência

Em caso de haver defasagem da variável, a data de referência a ser utilizada, jan/2011, foi definida com objetivo de obtenção de uma margem adequada dos períodos em relação aos dados internos.

Deflação

Para se obter valores reais, a variável *PIB*, coletada no BCB em *valores correntes*, é deflacionada pelo *IPCA* na data de referência definida no item anterior. Em sequência é feito o ajuste sazonal, com aplicação do procedimento *X11*³ do SAS Institute.

Primeiro se define o deflator base através da taxa de variação do índice, com uso de (3.7), ou seja, o início da série (primeiro período). Com isso, define-se, também, o deflator acumulado (*deflator_acm*) que neste caso é 1.

$$deflator_mult_t = \frac{deflator_data_base}{100} + 1 \quad (3.7)$$

Para os demais períodos utiliza-se (3.8) para acumular o valor a ser multiplicado pela série que se deseja deflacionar.

$$deflator_acm_{t+1} = deflator_acm_t \times deflator_mult_t \quad (3.8)$$

Obtido o valor do deflator acumulado, calcula-se o valor real para a variável a ser deflacionada, com uso de (3.9).

$$varX_real_t = varX_corrente_t \times deflator_acm_t \quad (3.9)$$

³O procedimento X11, uma adaptação do Bureau de Ajuste Sazonal do Censo X-11 do Censo dos EUA, ajusta sazonalmente séries temporais mensais ou trimestrais. O procedimento faz ajustes aditivos ou multiplicativos e cria um conjunto de dados de saída contendo as séries temporais ajustadas e os cálculos intermediários.

Varição em data base

Para as variáveis externas são criadas suas respectivas variações em data base, com a aplicação de (3.10).

$$varX_vb_t = \frac{varX_t}{varX_{t=1}} \quad (3.10)$$

Demais transformações das variáveis externas

Após serem aplicadas as transformações específicas para um grupo exclusivo de variáveis, calcula-se, ainda, para todas as originais e resultantes de transformação, as médias móveis de 3 e 12 períodos, defasagem de 1 a 12 períodos e respectivos logaritmos.

3.3.3 Ilustração da estrutura de dados

A Tabela 3.1 ilustra a estrutura da base de dados utilizada na construção dos modelos do trabalho.

Tabela 3.1: Estrutura de dados usada no trabalho

Id	t	Período	Interna				Externa			
			VI1	VI2	VI3	...	VE1	VE2	VE3	...
1	1	20XX1	0,07808	0,02412	0,22974	...	379.102,4	0,79	7,16	...
1	2	20XX2	0,07732	0,02420	0,23698	...	367.685,9	0,86	7,11	...
1	3	20XX3	0,07515	0,01261	0,24029	...	351.848,0	0,60	7,12	...
1	:	:	:	:	:	...	:	:	:	...
2	1	20XX1	0,05270	0,03124	0,14206	...	379.102,4	0,79	7,16	...
2	2	20XX2	0,05274	0,02999	0,14235	...	367.685,9	0,86	7,11	...
2	3	20XX3	0,05281	0,02911	0,14275	...	351.848,0	0,60	7,12	...
2	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:

Fonte: Elaborado pelo autor

Por convenção, denota-se os dados de corte transversal por i e o tempo por t . Tem-se, então, que i representa a i —ésima unidade de corte transversal (indivíduo) e t o t —ésimo período de tempo.

Nas seções que seguem serão descritos os métodos que podem ser aplicados a essa estrutura, tendo foco em dados de um painel curto, o que, segundo Cameron e Trivedi (2005) [47], significa uma grande seção transversal de indivíduos observados por alguns períodos de tempo.

3.4 Modelagem

3.4.1 Especificação do Modelo

O modelo macroeconômico a ser gerado tem a seguinte especificação geral, conforme mostra a Equação (3.11):

$$Y = \alpha + \beta_j varsEXT + \gamma_k varsINT + \epsilon \quad (3.11)$$

Em que Y é variável dependente expressa em alguma variante da TD (ver Equação 3.1), α o intercepto, β_j com ($j = 1 \dots \text{número de variáveis externas}$) representará os coeficientes associados às variáveis internas ($varsEXT$), γ_k com ($k = 1 \dots \text{número de variáveis internas}$) representará os coeficientes associados às variáveis internas ($varsINT$), e ϵ o resíduo.

3.4.2 Dados em painel

Conforme Gujarati (2006) [48] há três tipos de dados disponíveis para a análise empírica: as séries temporais, os dados em corte transversal e os combinados, isto é, a combinação de séries temporais com dados de corte transversal.

Segundo Hair (2009) [49], a análise de regressão linear múltipla é uma técnica estatística que pode ser usada para analisar a relação entre uma única variável dependente (critério) e várias variáveis independentes (preditoras). Série temporal, de acordo com Morettin (2004) [50], é uma parte de uma trajetória, dentre muitas que poderiam ser observadas (dados experimentais), mas quando não for possível fazer experimentações, seja utilizada uma só trajetória para análise.

Gujarati (2006) [48] revela que embora as séries temporais sejam muito usadas nos estudos econométricos, apresentam problemas especiais para o econometrista, pois a maioria dos estudos empíricos embasados nesse tipo de dado pressupõe que a série temporal subjacente seja estacionária, ou seja, sua média e variância não alteram sistematicamente ao longo do tempo.

São um tipo especial de dados combinados nos quais a mesma unidade em corte transversal ou *cross-section* é pesquisada ao longo do tempo (ver estrutura apresentada na Tabela 3.1). Há outros nomes para dados em painel, como dados empilhados, combinações de séries temporais, dados de cortes transversais, painel de micro dados, dados longitudinais, análise histórica de eventos e análise de corte. Embora haja variações sutis, todos esses nomes conotam, essencialmente, o movimento no tempo de unidades de corte transversal.

As vantagens dos dados em painel sobre dados de cortes transversal ou de séries temporais são enumeradas por Baltagi (2005) [51]:

- a) combinando séries temporais com observações de cortes transversal, os dados em painel oferecem “dados mais informativos, maior variabilidade, menos colinearidade entre variáveis, mais graus de liberdade e mais eficiência”;
- b) estudando repetidas observações em cortes transversal, os dados em painel são mais adequados para examinar a dinâmica da mudança;
- c) os dados em painel podem detectar e medir melhor os efeitos que simplesmente não podem ser observados em um corte transversal puro ou em uma série temporal pura;
- d) dados em painel permitem estudar modelos de comportamento mais complicados;
- e) ao disponibilizar os dados referentes a milhares de unidades, os dados em painel podem minimizar o viés do resultado com um agregado de indivíduos.

Além das vantagens listadas acima, soma-se a melhoria na inferência dos parâmetros estudados, em função da característica da metodologia que propicia mais graus de liberdade e maior variabilidade na amostra em comparação com dados em *cross-section* ou em séries temporais, o que refina a eficiência dos estimadores econométricos.

Koopman (2005) [52] aponta que estes modelos comumente utilizavam de dados em formato *cross-section*, porém a análise em dimensão temporal e o entendimento do comportamento dinâmico do risco de crédito têm se mostrado cada vez mais relevante o que, por consequência, implica no maior emprego da metodologia de dados em painel, no âmbito da análise de risco.

Conforme Hsiao (2006) [53], dados em painel ou dados longitudinais, são caracterizados por possuírem observações em duas dimensões que em geral são o tempo e o espaço. Este tipo de dados contém informações que possibilitam uma melhor investigação sobre a dinâmica das mudanças nas variáveis, tornando possível considerar o efeito das variáveis não-observadas.

Marques (2000) [54] aponta ainda que a utilização de modelagem de dados em painel propicia vasta informação, maior variabilidade dos dados, reduz a ocorrência de colinearidade entre as variáveis, eleva os graus de liberdade e, portanto, torna mais eficaz os resultados das estimações.

A utilização dessa técnica de modelagem permite conjugar a diversidade de comportamentos individuais com a existência de dinâmicas de ajustamento, ainda que potencialmente distintas, tipificando as respostas de diferentes indivíduos a determinados acontecimentos em diferentes momentos.

Tradicionalmente é aplicada em bases de dados onde existe a disponibilidade de informações sobre um mesmo conjunto de indivíduos durante mais de um período de tempo, com a restrição de que a dimensão corte transversal (*cross-section*) deve superar o número de períodos na dimensão temporal.

Os dados em painel sugerem a existência de características que diferenciam os indivíduos, o que reforça a relevância da heterogeneidade individual. Tais características podem ou não ser constantes ao longo do tempo, de tal forma que estudos temporais ou seccionais que não considerem a heterogeneidade produzirão, quase sempre, resultados enviesados.

Cameron e Trivedi (2005) [47] salientam que uma grande vantagem dos dados em painel é o aumento da precisão na estimativa, que se dá do resultado de um aumento no número de observações devido à combinação ou agrupamento de vários períodos de tempo para cada indivíduo. Ou seja, fornecem maior quantidade de informação, maior variabilidade dos dados, menor colinearidade entre as variáveis e um maior número de graus de liberdade.

3.4.3 Suposições do termo de erro

Para referência futura, é útil escrever explicitamente as suposições de erro necessárias para que os mínimos quadrados agrupados sejam consistentes e para que as estatísticas t e F sejam válidas quando calculadas usando as estimativas de variância de mínimos quadrados usuais e os erros-padrão, conforme segue:

$$E(\epsilon_{it}) = 0 \text{ (média zero)} \quad (3.12)$$

$$var(\epsilon_{it}) = E(\epsilon_{it}^2) = \sigma_e^2 \text{ (homocedasticidade)} \quad (3.13)$$

$$cov(\epsilon_{it}, \epsilon_{js}) = E(\epsilon_{it}, \epsilon_{js}) = 0 \text{ para } i \neq j \text{ ou } t \neq s \text{ (erros não correlacionados)} \quad (3.14)$$

$$cov(\epsilon_{it}, x_{2it}) = 0, \quad cov(\epsilon_{it}, x_{3it}) = 0 \text{ (erros não correlacionados com } x's) \quad (3.15)$$

3.4.4 Erros-padrão robustos

Hill et al. (2011) [55] descrevem que a aplicação de mínimos quadrados agrupados de forma a ignorar a natureza do painel dos dados é restritiva de diversas maneiras. Segundo os autores: a primeira hipótese irrealista a ser considerada é a falta de correlação entre

os erros correspondentes ao mesmo indivíduo. Visto de outra maneira, se houver características individuais não observáveis que necessariamente são excluídas do conjunto de variáveis explicativas e, portanto, incluídas no termo de erro, essas características levarão a efeitos similares em períodos diferentes para o mesmo indivíduo.

Para relaxar a hipótese de correlação de erro zero ao longo do tempo para o mesmo indivíduo, a suposição de homoscedasticidade também será constante (Hill et al. 2011 [55]). A variação do erro pode ser diferente em diferentes períodos de tempo, mas é constante em relação aos indivíduos.

3.4.5 Modelo *pooled*

Hill et al. (2011) [55] definem modelo em *pool* como aquele em que os dados de diferentes indivíduos são simplesmente reunidos sem nenhuma provisão para diferenças individuais que podem levar a coeficientes diferentes. Para uma equação com duas variáveis explicativas x_2 e x_3 , um modelo agrupado pode ser escrito como:

$$y_{it} = \beta_1 + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it} \quad (3.16)$$

A primeira coisa a notar em (3.16) são dois subscritos: i para denotar o i – éximo indivíduo e t para denotar o t – éximo período de tempo. Assim, y_{it} , por exemplo, representa a t – éxima observação da variável dependente para o i – éximo indivíduo. Assumindo-se T observações sobre N indivíduos, os índices i e t são tais que $i = 1, 2, \dots, N$ e $t = 1, 2, \dots, T$, implicando um total de NT observações.

A segunda coisa a notar em (3.16) é que os coeficientes $(\beta_1, \beta_2, \beta_3)$ não possuem índices i ou t . São considerados constantes para todos os indivíduos em todos os períodos de tempo e não permitem a possível heterogeneidade individual, característica que faz com que seja chamado de modelo em *pool*.

3.4.6 Modelo de efeitos fixos

Na seção anterior, verificou-se que uma maneira de reconhecer a existência de características individuais em um modelo de dados em painel é permitir que erros individuais em diferentes períodos de tempo sejam correlacionados. Segundo Hill et al. (2011) [55] uma outra maneira é relaxar a suposição de que todos os indivíduos têm os mesmos coeficientes. Dessa forma o autor reescreve o modelo (3.16) como:

$$y_{it} = \beta_{1i} + \beta_{2i} x_{2it} + \beta_{3i} x_{3it} + \epsilon_{it} \quad (3.17)$$

Observa-se que um subscrito i foi adicionado a cada um dos subscritos existentes. Como resultado, $(\beta_1, \beta_2, \beta_3)$ podem ser diferentes para cada indivíduo. Esse é um modelo de dados em painel legítimo, mas não é adequado para painéis curtos⁴ e longos⁵ (Hill et al., 2011 [55]).

Continua o autor, que uma simplificação prática de (3.17) a partir da qual estimativas significativas podem ser obtidas em painéis curtos e longos é aquela em que os interceptos β_{1i} são diferentes para indivíduo, mas os coeficientes de declive β_2 e β_3 são considerados constantes para todos os indivíduos. Neste caso, o modelo apresenta-se:

$$y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it} \quad (3.18)$$

Uma maneira de estimar o modelo (3.18) é incluir uma variável *dummy* de intercepção (variável indicadora) para cada indivíduo, conforme segue:

$$y_{it} = \beta_{11} D_{1i} + \beta_{12} D_{2i} + \cdots + \beta_{1,N} D_{N,i} + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it} \quad (3.19)$$

Para tornar a Equação (3.19) consistente, especifica-se uma constante e N variáveis fictícias. Cada coeficiente de variável *dummy* seria igual à diferença entre o intercepto para seu indivíduo e o intercepto para o indivíduo de base para o qual não se especificou uma variável *dummy*. A forma em (3.19) é mais conveniente para a discussão atual. No entanto, é necessário reconhecer que as duas alternativas são apenas maneiras diferentes de olhar para o mesmo modelo.

Se os termos de erro ϵ_{it} não são correlacionados com média zero e variância constante σ_ϵ^2 para todas as observações - eles satisfazem as suposições (3.12) a (3.15), estabelecidas na Seção 3.4.3 - o melhor estimador linear não-viesado de (3.19) é o estimador de mínimos quadrados. Em um contexto de dados de painel, ele é chamado de estimador de variável fictícia de mínimos quadrados. Suas grandes propriedades de amostra precisam de uma atenção especial. Como N é grande e T é pequeno, as grandes propriedades de uma amostra relevante para aproximar as propriedades da amostra finita do estimador são aquelas obtidas para $N \rightarrow \infty$. Neste sentido, o estimador de mínimos quadrados para os coeficientes de inclinação β_2 e β_3 são consistentes, mas o estimador para os interceptos não. Os interceptos não são estimados consistentemente porque, à medida que N fica maior, obtemos mais intercepções, não mais informações sobre os interceptos existentes e, portanto, as distribuições de seus estimadores não colapsam para seus valores verdadeiros, conforme necessário para consistência. As implicações desses resultados são que inferências sobre β_2 e β_3 podem prosseguir com uma grande justificativa de amostra, mas

⁴Painel Curto: painel com $T < N$. O número de períodos (T) é menor que o número de unidades N (indivíduos).

⁵Painel Longo: painel com $T > N$. O número de períodos é maior que o número de unidades.

inferências sobre os β_{1i} são condicional aos indivíduos selecionados e seus x' s, e precisam de erros normalmente distribuídos para serem válidos.

O estimador de efeitos fixos

A técnica de incluir uma variável *dummy* para cada indivíduo é viável quando o número de indivíduos é pequeno. No entanto, se houver um número muito grande de indivíduos, essa abordagem não funcionará. Mas há um tratamento que faz com que estimar o modelo de efeitos fixos com um grande número de indivíduos seja relativamente fácil.

Trabalhando os dados do individuo i :

$$y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it} \quad t = 1, \dots, T \quad (3.20)$$

Média dos dados ao longo do tempo, somando ambos os lados da equação e dividindo por T :

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it}) \quad (3.21)$$

Usando o fato de que os parâmetros não mudam com o tempo, pode-se simplificar (3.21) como

$$\begin{aligned} \bar{y}_i &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{2it} + \beta_3 \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{3it} + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \epsilon_{it} \\ &= \beta_{1i} + \beta_2 \bar{x}_{2i} + \beta_3 \bar{x}_{3i} + \bar{\epsilon}_i \end{aligned} \quad (3.22)$$

A notação barra (\bar{y}_i) indica que calculou-se a média dos valores de y_{it} ao longo do tempo. Então, subtraindo (3.20) de (3.22), termo por termo, para obter:

$$\begin{aligned} y_{it} &= \beta_{1i} + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + \epsilon_{it} \\ -(\bar{y}_i &= \beta_{1i} + \beta_2 \bar{x}_{2i} + \beta_3 \bar{x}_{3i} + \bar{\epsilon}_i) \\ \hline y_{it} - \bar{y}_i &= \beta_2 (x_{2it} - \bar{x}_{2i}) + \beta_3 (x_{3it} - \bar{x}_{3i}) + \epsilon_{it} - \bar{\epsilon}_i \end{aligned} \quad (3.23)$$

Na última linha de (3.23) observa-se que o parâmetro de interceptação β_{1i} saiu. Agora esses dados estão em desvios médios do indivíduo e, se repetir esse processo para cada indivíduo, tem-se um modelo transformado,

$$\tilde{y}_{it} = \beta_2 \tilde{x}_{2it} + \beta_3 \tilde{x}_{3it} + \tilde{\epsilon}_{it} \quad (3.24)$$

A notação "til" $\tilde{y}_{it} = y_{it} - \bar{y}_i$ indica que as variáveis estão em forma de desvio da média. Da mesma forma $\tilde{x}_{2it} = x_{2it} - \bar{x}_{2i}$ e $\tilde{x}_{3it} = x_{3it} - \bar{x}_{3i}$. A vantagem da transformação em (3.24) é que as estimativas de mínimos quadrados dos parâmetros β_2 e β_3 são idênticas

às estimativas de mínimos quadrados do modelo de variável completa *dummy* mostrado em (3.19), e podem ser obtidas sem obrigatoriedade de incluir todas as variáveis *dummy*. Além disso, os resíduos de mínimos quadrados de ambas as equações também são os mesmos.

Escrever o modelo de efeitos fixos em termos de desvios de médias individuais, como em (3.24), enfatiza outra característica importante do estimador de efeitos fixos: as estimativas dos coeficientes dependem apenas da variação das variáveis dependentes e explicativas dentro dos indivíduos.

Tomando como base o exposto, especifica-se um modelo que leva em conta os efeitos específicos do indivíduo para uma variável dependente y_{it} da forma a seguir:

$$y_{it} = \alpha_i + \beta_1 X_{1it} + \cdots + \beta_k X_{kit} + \epsilon_{it} \quad (3.25)$$

Em que α_i representa o intercepto a ser estimado para cada indivíduo i , β_k são os coeficientes associado a cada variável regressora, X_{kit} representam as variáveis regressoras, e ϵ_{it} são os erros do modelo.

Os modelos de efeitos fixos pretendem controlar os efeitos de variáveis omitidas que afetam a variância entre os indivíduos ao longo do tempo. Para isso, supõe-se que para cada indivíduo i , há um intercepto diferente, respeitando a heterogeneidade entre os indivíduos, ao passo que os parâmetros de resposta são constantes para todos os indivíduos e em todos os períodos de tempo, ou seja, constantes no tempo e ao longo das unidades de cortes transversais.

Considerando que os parâmetros resposta não variam entre os indivíduos e nem ao longo do tempo, todas as diferenças de comportamento entre indivíduos deverão ser captadas pelo intercepto. Desse modo, α_i pode ser interpretado como o efeito das variáveis omitidas no modelo.

A abordagem de efeitos fixos se mostra a melhor opção quando o intercepto β_{1i} em (3.18) é correlacionado com as variáveis explicativas em qualquer período. Além disso, como o intercepto do modelo é tratado como um parâmetro fixo, também é desejável usar efeitos fixos quando as observações são obtidas de toda a população e o que se deseja fazer são inferências sobre os indivíduos com dados disponíveis.

3.4.7 Modelo de efeitos aleatórios

A abordagem com efeitos aleatórios possui as mesmas suposições do modelo com efeitos fixos, ou seja, o intercepto varia de um indivíduo para o outro, mas não ao longo do tempo, e os parâmetros de resposta são constantes a todos os indivíduos e em todos os períodos. A diferença, porém, reside no tratamento dado ao intercepto.

Enquanto o modelo de efeitos fixos trata o intercepto como parâmetros fixos, a abordagem aleatória trata os interceptos como variáveis aleatórias. Isto é, o modelo considera que os indivíduos sobre os quais se dispõe de dados são amostras aleatórias de uma população maior de indivíduos. Conforme Hill (2011) [55], os n interceptos devem ser modelados como:

$$\beta_{1i} = \bar{\beta}_1 + u_i \quad i = 1, \dots, n \quad (3.26)$$

Nota-se que o intercepto em (3.26) é composto pelo intercepto do modelo de efeitos fixos, β_{1i} , que capta as diferenças de comportamento dos indivíduos, e por outro componente, $\bar{\beta}_1$, que corresponde ao intercepto populacional.

Continuando com duas variáveis, a representação da abordagem de efeitos aleatórios pode ser descrita da forma a seguir:

$$y_{it} = \bar{\beta}_1 + \beta_2 x_{2it} + \beta_3 x_{3it} + v_{it} \quad (3.27)$$

Em que $v_{it} = \epsilon_{it} + \alpha_i$ representa o termo de erro que, por pressuposto do modelo, tem média zero e variância constante, isto é, o erro é homoscedástico. Ainda de acordo com os pressupostos do modelo, tem-se que os erros do mesmo indivíduo, em diferentes períodos de tempo, são correlacionados, caracterizando a autocorrelação.

Em termos comparativos, o modelo de efeitos fixos permite a existência de correlação entre os efeitos individuais não-observados com as variáveis incluídas. Contudo, se esses efeitos forem estritamente não-correlacionados com as variáveis explicativas, isto é, com β_{1i} puramente aleatório, então sugere-se mais apropriado modelar esses efeitos como aleatoriamente distribuídos entre as unidades observacionais, utilizando-se a abordagem de efeitos aleatórios. Ressalta-se, porém, que sob a presença de autocorrelação dos erros do mesmo indivíduo em períodos de tempo diferentes, o método de mínimos quadrados ordinários não é o mais apropriado para estimar os coeficientes do modelo de efeitos aleatórios, sendo preferível a utilização de mínimos quadrados generalizados.

Dessa forma, o aspecto determinante na escolha entre as abordagens de efeitos fixos e efeitos aleatórios reside na questão da existência ou não de correlação entre α_i e x_i . Tal questionamento deve ser solucionado com base nas análises das especificidades dos dados analisados. Em termos formais, no entanto, Hausman (1978) [56] elaborou um teste para comparar as estimativas de efeitos fixos com a de efeitos aleatórios. Diferenças significativas entre elas sugerem a inconsistência dos estimadores de efeito aleatórios.

Cabe destacar que o estimador de efeitos aleatórios será consistente e eficiente se o modelo de efeitos aleatórios for apropriado para o problema em análise, porém será inconsistente se o modelo de efeitos fixos for o mais apropriado, uma vez que a correlação

entre x_{it} e β_{1i} resulta numa correlação entre os regressores e o termo do erro. De forma análoga, caso não ocorram efeitos fixos, o estimador de efeitos aleatórios será consistente, mas ineficiente.

3.4.8 Modelo dinâmico

A presença da variável dependente defasada entre os regressores caracteriza um modelo dinâmico que está associado aos trabalhos de (Arellano (1991 [57], 1995 [58]) e Blundell, 1998 [59]).

Sua utilização se justifica pelo fato de que muitas séries econômicas se relacionam umas com as outras e com seus valores passados. Nesse sentido, modelos que consideram a variável dependente defasada como sendo uma variável explicativa podem fornecer estimadores não viesados com a utilização do Método dos Momentos Generalizados (GMM⁶).

O painel dinâmico possui a seguinte formulação:

$$y_{i,t} = \beta_1 y_{i,t-1} + \beta_2 x_{2i,t} + \beta_3 x_{3i,t} + u_{i,t} \quad (3.28)$$

Em que $y_{i,t}$ é a variável dependente de interesse, β_1 representa o intercepto a ser estimado, $y_{i,t-1}$ é a variável dependente defasada de uma unidade de t , $x_{2i,t}$ e $x_{3i,t}$ são as variáveis explicativas com dimensões de tempo t e corte transversal i . O termo erro é $u_{i,t} = v_i + \epsilon_{i,t}$ com v_i efeitos estocásticos e $\epsilon_{i,t}$, os distúrbios aleatórios.

Uma série de condições iniciais deve ser imposta, de acordo com o procedimento padrão da estimação do Arellano-Bond. Primeiramente, supõe-se que os efeitos estocásticos específicos de painel, v_i , são não correlacionados com o componente aleatório, $\epsilon_{i,t}$. Em segundo lugar, considera-se que os distúrbios $\epsilon_{i,t}$ são não serialmente correlacionados. Finalmente, assume-se que as condições iniciais $y_{i,1}$ e $x_{i,1}$ são não correlacionadas com o termo aleatório, de forma que os estimadores Arellano-Bond são capazes de evitar o viés de painel dinâmico que emerge da correlação entre as variáveis defasadas e o termo erro.

Como regra geral, para modelos dinâmicos com efeitos fixos, com painéis longos, pode optar-se pelo estimador *within*, enquanto que para painéis curtos se deve preferir a estimação GMM (Marques, 2000 [54]).

3.4.9 Critérios de validação dos modelos

Após estimar uma equação de regressão, existe uma série de pressupostos que devem ser investigados como forma de validação do modelo que são discutidos nesta seção.

⁶(GMM, do inglês: *Generalized Method of Moments*) é uma técnica econométrica genérica de estimação de parâmetros de uma equação de regressão desenvolvida como uma extensão ao método de momentos. Sua aplicação é recomendada quando há suspeita de problemas de endogeneidade entre as variáveis explicativas do modelo e o número de momentos é maior do que o número de parâmetros a estimar.

Teste para significância da regressão - F

Segundo Montgomery (2003) [60], o teste para a significância da regressão é usado para determinar a existência de relação linear entre a variável resposta y e as variáveis explicativas X .

A estatística F fornece um método para teste de hipóteses sobre um ou mais parâmetros do modelo de regressão, a fim de verificar se seus coeficientes são conjuntamente e estatisticamente significantes. A equação da Estatística F é dado por 3.32:

$$F = \frac{SSR/k}{SSE/(n - k - 1)} = \frac{SSR/k}{S^2} \sim F_{n-k-1}^k \quad (3.29)$$

Em que SSR e SSE são a soma dos quadrados da regressão e dos resíduos, respectivamente; n e k são o número de observações e de regressores, respectivamente; e S^2 a variância estimada.

F testará a hipótese nula contra a hipótese alternativa. A primeira, H_0 pode ser entendida como: *a regressão não é significativa, ou a equação de regressão não explica a variação na variável resposta, ou ainda, não existe relação linear entre a variável dependente e o conjunto de variáveis independentes utilizadas.* Já a segunda, H_1 pode ser entendida como *pelo menos uma variável estatisticamente sigificante, ou que tem relação com a variável dependente.* Ou seja:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dot{\beta}_k = 0$$

$$H_1 : \text{pelo menos um } \beta_i \neq 0$$

A regressão será significativa só quando a proporção da variação explicada for grande, dito de outra forma, rejeita-se H_0 para grandes valores da estatística do teste F . Por outro lado, se H_0 não for rejeitada, significa que as variáveis explicativas contribuem pouco para a explicação da variação da variável dependente.

Teste para os coeficientes individuais de regressão - t

O teste F testa se os coeficientes são, conjunta ou simultaneamente, iguais a zero, caso um desses coeficientes seja diferente de zero o teste pode indicar que o modelo é significativo. Mas para identificar quais deles são estatisticamente significantes, deve-se realizar um teste t para cada um desses coeficientes.

Supondo que x_i seja uma variável explicativa, as hipóteses de teste serão:

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

A estatística do teste é:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{ep(\hat{\beta}_i)} \sim t_{n-k-1} \quad (3.30)$$

Em que $\hat{\beta}_i$ é o estimador, β_i o parâmetro e $ep(\hat{\beta}_i)$ é o erro-padrão estimado do estimador.

A estatística do teste sob a H_0 , se verdadeira ($\beta_i = 0$), é:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - 0}{ep(\hat{\beta}_i)} \sim t_{n-k-1}$$

Se H_0 for rejeitada, então tem-se evidência de que $\beta_i \neq 0$, isto é, a variável explicativa x_i é útil na predição do valor da variável dependente. Se caso H_0 não for rejeitada, então a variável explicativa x_i é geralmente retirada da equação de regressão, pois não influencia significativamente a variável resposta y .

Coeficientes de determinação do modelo: R^2 e $R^2_{ajustado}$

O coeficiente de determinação estima a proporção da variabilidade da variável dependente Y que é explicada pelo conjunto das k variáveis independentes do modelo de regressão X .

$$R^2 = \frac{SQR}{SQT} = 1 - \frac{SQE}{SQT} \quad (3.31)$$

Em que SSR , SSE e SQT são a soma dos quadrados da regressão, dos resíduos e total, respectivamente.

A estatística R^2 não decresce à medida que mais variáveis são acrescentadas ao modelo, pelo contrário, tende a aumentar e melhorar sua estimativa, sendo assim, o $R^2 - ajustado$ apresenta-se como medida corretiva para compensar o efeito de adição de regressores que aumentam o valor de R^2 .

O valor do R^2 ou $R^2 - ajustado$ necessariamente situa-se entre 0 e 1 e, em princípio, quanto mais próximo de 1 estiver o a estatística, melhor será o nível de previsão do modelo.

Sentido econômico

A econometria procura especificar e estimar modelos que lhe são sugeridos pela teoria econômica. Esses modelos traduzem as relações de dependência que supostamente existam entre os fenômenos sob estudo. Os modelos econométricos não trabalham com "correlações", mas manifestam - ou pretendem indicar -, um sentido de causalidade entre as variáveis. As relações de causalidade, contudo, são estabelecidas no âmbito teórico, não no empírico. É por isso que os modelos econométricos pressupõem de uma teoria econômica que lhes oriente na especificação dos sentidos de causalidade.

No referencial teórico foram citados vários estudos que buscam relacionar o risco de crédito com fatores macroeconômicos. Estes trabalhos se caracterizam por analisar se tais fatores afetam a inadimplência de forma macro.

3.4.10 Testes para escolha entre modelos

Teste de Breush-Pagan

O teste de Breush-Pagan (1979) [61] é utilizado para decidir qual dos modelos seria o mais apropriado: o *pooled* ou de efeitos aleatórios.

$$H_0 : \sigma_n^2 = 0 \text{ pooled OLS - constante comum}$$

$$H_1 : \sigma_n^2 \neq 0 \text{ GLS - efeitos aleatorios}$$

Sua estatística é dada de acordo com a equação

$$LM = \frac{NT}{2(T-1)} \left\{ \frac{(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \widehat{w_{it}})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \widehat{w_{it}}^2} \right\}^2 \sim X_1^2 \quad (3.32)$$

Em que N representa o número de indivíduos (grupos) e T os períodos de tempo. Se $LM > X_1^2$, considera-se o modelo de efeitos aleatórios.

Teste de Hausman

A ideia do teste de Hausman (1978) [56] é comparar as estimativas de efeitos aleatórios com as de efeitos fixos. Diferenças significativas entre elas sugerem a inconsistência dos estimadores de efeitos aleatórios.

O teste verifica se as variáveis (x_{kit}) estão correlacionadas com o erro aleatório (ϵ_{it}). Se observada a correlação, então os estimadores de efeitos fixos são consistentes preferíveis aos de efeitos aleatórios (viesados). Se não houver correlação, os coeficientes fornecidos por ambos os estimadores de efeitos fixos e aleatórios são consistentes, contudo a abordagem de efeitos fixos se mostra ineficiente.

As hipóteses do teste são:

$$H_0 : \text{os estimadores de efeitos aleatórios são consistentes}$$

$$H_1 : \text{os estimadores de efeitos fixos são consistentes}$$

A hipótese nula subjacente ao teste de Hausman é que os estimadores do modelo de efeitos fixos e do modelo de componentes dos erros não diferem substancialmente. O teste estatístico desenvolvido por Hausman tem distribuição assintótica χ^2 . Se a hipótese nula for rejeitada, a conclusão é que a abordagem de efeitos aleatórios não é adequada,

visto que provavelmente há correlação entre os efeitos aleatórios e um ou mais regressores. Nesse caso, o modelo de efeitos fixos é preferível.

3.4.11 Avaliação da performance do modelo

Média percentual absoluta do erro

O erro percentual absoluto médio - MAPE (*mean absolute percentage erro*) é uma medida estatística da precisão de um sistema de previsão. Ele mede essa precisão como uma porcentagem e pode ser calculado como o erro percentual médio absoluto para cada período de tempo menos os valores reais divididos por valores reais. Expressa a acurácia do erro em percentagem.

$$MAPE = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \frac{|TD_{i,t} - \hat{TD}_{i,t}|}{TD_{i,t}} \quad (3.33)$$

Em que $TD_{i,t}$ são os valores reais e $\hat{TD}_{i,t}$ são os dados estimados, NT é o número de observações. Nota-se que se $TD_{i,t} = \hat{TD}_{i,t}$ obtém-se $MAPE = 0$, ou seja, quanto menor o valor do indicador melhor é o ajuste. O MAPE é a medida mais comum usada para prever erros e será mais acurada se não houver extremos nos dados (e nenhum zeros).

Desvio padrão absoluto da média

O desvio padrão absoluto da média - MAD (*mean absolute deviation*) representa o desvio padrão do ajuste em relação à média nas mesmas unidades dos dados.

$$MAD = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T |TD_{i,t} - \hat{TD}_{i,t}| \quad (3.34)$$

Em que $TD_{i,t}$ são os valores reais e $\hat{TD}_{i,t}$ são os dados estimados, NT é o número de observações. Nota-se que se $TD_{i,t} = \hat{TD}_{i,t}$ obtém-se $MAD = 0$, ou seja, quanto menor o valor do indicador melhor é o ajuste.

Desvio padrão quadrático da média

O desvio padrão quadrático da média - MSD (*mean squared deviation*) é uma medida de acurácia comum em ajustes de séries temporais. Quando são identificados os *outliers* no conjunto de dados, essa medida é mais afetada do que MAD. Portanto, se o conjunto de dados apresentar baixo MAD e um alto MSD, conclui-se que o conjunto de dados apresenta valores discrepantes.

$$MSD = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T |TD_{i,t} - \hat{TD}_{i,t}|^2 \quad (3.35)$$

Em que $TD_{i,t}$ são os valores reais e $\hat{TD}_{i,t}$ são os dados estimados, NT é o número de observações. Nota-se que se $TD_{i,t} = \hat{TD}_{i,t}$ obtem-se $MSD = 0$, ou seja, quanto menor o valor do indicador melhor é o ajuste.

Erro percentual médio absoluto simétrico

O erro percentual médio absoluto simétrico - SMAPE (*symmetric mean absolute percentage error*) é uma medida de precisão baseada em erros percentuais (ou relativos). Geralmente é definido como segue:

$$SMAPE = \frac{100}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \frac{|\hat{TD}_{i,t} - TD_{i,t}|}{(|TD_{i,t}| + |\hat{TD}_{i,t}|) / 2} \quad (3.36)$$

Em que $TD_{i,t}$ são os valores reais e $\hat{TD}_{i,t}$ são os dados estimados, NT é o número de observações. Nota-se que se $TD_{i,t} = \hat{TD}_{i,t}$ obtem-se $MSD = 0$, ou seja, quanto menor o valor do indicador melhor é o ajuste.

A diferença absoluta entre $TD_{i,t}$ e $\hat{TD}_{i,t}$ é dividida pela metade da soma dos valores absolutos do valor real e o valor da previsão. O valor deste cálculo é somado para cada ponto ajustado i, t e dividido novamente pelo número de pontos ajustados NT .

3.4.12 Avaliação da robustez do modelo

Avaliação da multicolinearidade

A multicolinearidade ocorre quando, em um modelo de regressão múltipla, duas ou mais variáveis independentes são juntamente correlacionadas. Uma estatística chamada Fator de Inflação de Variância, VIF , pode ser usada para testar a multicolinearidade. Um corte de 10 pode ser usado para testar se uma função de regressão é instável. Se $VIF > 10$, então você deve procurar por causas de multicolinearidade (Gujarati, 2006 [48]). Em caso de haver multicolinearidade, pode-se tentar alterar o modelo, por exemplo, retirar ou transformar uma variável.

Avaliação da heterocedasticidade

A heteroscedasticidade resulta de uma sequência de variáveis aleatórias com variâncias diferentes. Isso implica que durante a análise de regressão existe uma variância não

consistente. A heteroscedasticidade é testada usando o multiplicador Lagrange, também conhecido como teste Arch LM de Engle. As hipóteses do teste são:

H_0 : Não há heteroscedasticidade

H_1 : Existe heteroscedasticidade

Avaliação dos resíduos

- Normalidade dos resíduos

Supõe-se que os resíduos têm distribuição normal, são independentes e identicamente distribuídos, com média zero e variância finita. Esses pressupostos são importantes para garantir que o modelo tem boa especificação. A normalidade dos resíduos pode ser testada descritivamente por análise visual de alguns gráficos, também por testes não-paramétricos de aderência, que testam objetivamente a hipótese de normalidade.

No teste é estabelecido as hipóteses nula e alternativa da seguinte forma:

H_0 : Os resíduos seguem uma distribuição normal

H_1 : Os resíduos não seguem uma distribuição normal

- Teste de Durbin-Watson

O teste de Durbin-Watson (dw) é utilizado para detectar a presença de autocorrelação (dependência) nos resíduos de uma análise de regressão. O teste é baseado na suposição de que os erros no modelo de regressão são gerados por um processo autoregressivo de primeira ordem. A estatística é definida como:

$$dw = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=2}^n e_i^2} \quad (3.37)$$

- Teste de Wooldridge

O teste de Wooldridge possui boas propriedades de tamanho e potência em amostras de tamanho razoável e pode ser aplicado sob condições gerais (Wooldridge, 2002 [62]). O método usa os resíduos de uma regressão nas primeiras diferenças. Onde a hipótese nula é que não existe correlação de primeira ordem.

3.5 Implementação

3.5.1 Obtenção dos cenários

Uma vez definido o modelo, calcula-se a taxa de descumprimento para cada um dos indivíduos. Para isso, deve-se considerar os cenários das variáveis macroeconômicas dis-

ponibilizados pelo regulador e/ou pela instituição, e os cenários das variáveis internas projetadas, conforme descrito a seguir.

Cenários externos

Na abordagem *Bottom-up*, a metodologia aplicada na execução do exercício de estresse é desenvolvida pela própria instituição financeira, utilizando cenários fornecidos pela entidade reguladora, conforme Resolução 4557/17 [25].

Segundo o Relatório de Estabilidade Financeira - REF (2019) [32], o cenário Base fornecido pelo regulador é construído com as medianas das expectativas do mercado (Focus⁷) para as seguintes variáveis componentes do Vetor Autorregressivo (VAR): atividade econômica, juros, taxa de câmbio e inflação. A correlação entre o Produto Interno Bruto (PIB) – expectativa Focus – e o IBC-Br (VAR) é considerada igual a 1. O prêmio de risco Brasil é considerado constante durante os seis trimestres de projeção.

Continua o relatório, o cenário VAR estressado assume o pior lucro antes de imposto de renda para o sistema financeiro, obtido com base em quatro projeções feitas por meio do modelo VAR. Em cada uma dessas projeções, considera-se individualmente a trajetória da projeção de cada variável endógena (atividade econômica, câmbio, juros e inflação) com significância de 5% (unicaudal na direção mais adversa: atividade econômica e juros mais baixos, e câmbio e inflação mais altos). As demais variáveis são estimadas pela resposta a impulso, que contém relações de dependência entre elas, com o objetivo de manter a consistência de cada projeção.

Cenários internos

Os cenários internos são construídos para cada indivíduo com a utilização dos valores históricos das variáveis internas até a última data-base disponível, onde se derivam os cenários base e de estresse, calculando os percentis 50 e 99 respectivamente.

Dessa forma, o cenário base é calculado com o valor do percentil 50 de cada indivíduo, esse valor é repetido ao longo do período de projeção. No cenário de estresse, para não haver um impacto no primeiro período da projeção, é realizado um ajuste linear entre os percentis 50 e 99. A Equação (3.38) demonstra como encontrar o valor incremental a partir do período inicial. O valor do incremento é calculado pela diferença entre os dois percentis e dividido pela quantidade de períodos a se projetar, por consequência, o valor do percentil 99 é alcançado no último período da estimativa.

⁷O relatório Focus pode ser obtido na página do Banco Central do Brasil na internet por meio do link: <http://www.bcb.gov.br/pec/GCI/PORT/readout/readout.asp>

$$var_int_incr(i) = \frac{var_int(i)_{p99} - var_int(i)_{p50}}{\text{último período} - \text{período inicial}} \quad (3.38)$$

Em que:

- $var_int_incr(i)$: valor a ser incrementado na variável interna (i)
- $var_int(i)_{p99}$: valor do percentil 99 da variável interna (i)
- $var_int(i)_{p50}$: valor do percentil 50 da variável interna (i)
- último período: último período da projeção
- período inicial: primeiro período da projeção
- (i): variável interna. Ex: `rsc_de_qt`, `ipro`,...

3.5.2 Projeção e cálculo de indicadores

Projeção da taxa de descumprimento por indivíduo

O cálculo da taxa de descumprimento (TD) por indivíduo é baseado no modelo, nos cenários interno e externo, com aplicação da Equação (3.2), está detalhado na Seção 4.6.3 do Capítulo 4 - Análise dos Resultados.

Cálculo da perda esperada

Por meio dos valores das taxas de descumprimento estimados, conforme seção anterior, condicionados ao período e aos cenários macroeconômicos de interesse, calcula-se os percentuais (choques) de impacto a ser dado nas Probabilidade de *Default* (PD) (ver seção 2.2) utilizadas para calcular a Perda Esperada (PE) da carteira de crédito do banco.

A lógica empregada consiste em calcular a variação percentual da TD do período t em comparação com a TD do período base $t = 0$, para cada indivíduo e cenário escolhido, conforme a seguir:

$$Impacto_PD_{i,t} = \frac{TD_{i,t}}{TD_{i,0}} - 1 \quad (3.39)$$

Em que:

- i : representa o i -ésimo indivíduo, variando de $1..N$
- t : representa o período de projeção, no caso, mensal, variando de $1..T$
- 0: (zero) representa o período inicial

Observa-se que para cada indivíduo i , o denominador $TD_{i,0}$ é constante, variando apenas o numerador $TD_{i,t}$ de acordo com período t especificado.

Para exemplificar o cálculo do *impacto* que será dado em uma *PD* do indivíduo (supondo $i = 1$), no período ($t = 1$):

$$Impacto_PD_{1,1} = \frac{TD_{1,1}}{TD_{1,0}} - 1 = \frac{1,15\%}{1,11\%} - 1 = 0,0360 = 3,60\%$$

O procedimento é semelhante para estimar o impacto para outros períodos, por exemplo, usando o mesmo indivíduo $i = 1$, a estimativa para o período $t = 2$, é calculado pela relação da $TD_{i=1,t=2}$ em relação à $TD_{i=1,t=0}$, e assim seguidamente até o período T .

Calculado o percentual de impacto, da forma constante na Equação (3.39), seu resultado é aplicado ao valor da *PD* utilizada para calcular a Perda Esperada (*PE*) que se enquadra na classificação do indivíduo i modelado, limitando o valor da nova *PD* a 100%.

Dessa forma obtém-se a perda esperada condicionada ao cenário macroeconômico (*PE_CCM*), conforme Equação (3.40).

$$PE_CCM_{i,t} = \text{Minimo}[1, PD_0 \times (1 + Impacto_PD_{i,t})] \times LGD_0 \times EAD_0 \quad (3.40)$$

Em que:

i : representa o i -ésimo indivíduo, variando de $1..N$

t : representa o período de projeção, no caso, mensal, variando de $1..T$

0: (zero) representa o valor inicial

PD: (*Probability of Default*) representa a c de *Default*

LGD: (*Loss Given Default*) representa a Perda Dado o *Default*

EAD: (*Exposure at Default*) representa a Exposição no Momento do *Default*

Para derivar o Índice de Perda Esperada (IPE) condicionado ao cenário macroeconômico (*IPE_CCM*), divide-se o valor calculado na Equação (3.40) pelo saldo inicial ($t = 0$) da carteira em avaliação (*Saldo_Carteira*), como mostra a Equação (3.41).

$$IPE_CCM_{i,t} = \frac{PE_CCM_{i,t}}{Saldo_Carteira_{i,0}} \quad (3.41)$$

Cálculo da Inadimplência em 90 dias

Para projeção do índice de inadimplência em 90 dias (*ICRED_90*), Equação (3.42), do indivíduo i , multiplica-se o valor do *ICRED_90* no período de referência $t = 0$ pelo valor (*IPE_CCM*) obtido na Equação (3.41).

$$ICRED_90_{i,t} = ICRED_90_{i,0} \times IPE_CCM_{i,t} \quad (3.42)$$

Capítulo 4

Análise dos Resultados

Neste capítulo é apresentado o estudo de caso com aplicação da metodologia apresentada no capítulo anterior, evoluindo da maneira a seguir: a primeira parte consiste na mensuração das variáveis que compõem o modelo, suas estatísticas descritivas, matriz de correlação, construção dos modelos e os testes de robustez; a segunda, consiste das estimativas das taxas de descumprimento por indivíduo, e finalmente, na última, desenvolve-se a aplicação dos resultados no contexto da carteira da instituição para obtenção dos índices de perda esperada e inadimplência nos cenários básico e de estresse e feedback para o sistema.

Cabe destacar que na fase de modelagem fez-se uso de dados em painel para o desenvolvimento dos modelos macroeconômicos. Todo trabalho de extração e tratamento de dados foi desenvolvido com a utilização do software *SAS Enterprise Guide*, alguns dos testes estatísticos foram feitos utilizando o *Eviews* e o *R*.

4.1 Aplicação

O escopo do modelo contempla as operações típicas de crédito das carteiras de atacado e varejo de uma instituição financeira fictícia denominada *Marvel*.

O modelo a ser construído tendo em vista a taxa de descumprimento histórica dessas diferentes carteiras e a correlação existente entre o perfil de descumprimento dos clientes avaliados, sob as diferentes metodologias de análise de crédito.

As instituições estão em constante desenvolvimento e atualização de seus modelos internos para uso na gestão, entre os quais se destaca o de distribuição de perdas da carteira de crédito, com a utilização dos parâmetros de risco de basileia que leva em consideração os fatores de risco aos quais a carteira está exposta. A exemplo da Perda *Default* (PD), modelada com dados empíricos de descumprimentos, obtidos a partir da agregação de clientes em diferentes carteiras.

A marcação do descumprimento é definida a partir da ocorrência de critérios subjetivos e/ou objetivos, sendo este último relacionado ao atraso das operações do cliente, considerando o efeito contágio do risco de crédito¹.

Em função da heterogeneidade do portfólio de clientes, a modelagem da PD é feita para diferentes grupos de risco, denominados *pools* que, por sua vez, são definidos com base no modelo de árvore de decisão para segmentação das carteiras. A definição dos *pools* parte do conceito de porte para os clientes da carteira atacado e dos grupos de produto para as demais carteiras.

O modelo de PD deve admitir que seus indivíduos (no caso, *pools*) possam ser influenciados por dois fatores de risco: sistêmico e idiossincrático. O primeiro diz respeito à situação econômica do setor onde o indivíduo está inserido e o segundo diz respeito à avaliação de risco do próprio indivíduo. Quando esses fatores são levados em consideração no modelo, a PD torna-se condicional à realização de cenários destes fatores de risco.

Considerando que as distribuições de perdas estimadas com a utilização do modelo atuarial refletem as condições do ciclo econômico. Dessa forma propõe-se um modelo macroeconômico que possa projetar impactos adversos na distribuição de perdas provenientes de alterações na economia, auxiliando, assim, na construção de políticas e estratégias para mitigação de riscos em circunstâncias adversas.

4.1.1 Variáveis

A Tabela 4.1 mostra as variáveis obtidas na instituição e suas respectivas descrições.

Tabela 4.1: Variáveis Internas

Variável	Descrição
TD:	taxa de descumprimento das operações de crédito - Eq. (3.1)
NR_DESCUMP:	número de operações em descumprimento até doze meses
NR_RSC_ABC:	número de clientes classificados com menor risco* (A, B, C) de descumprimento das operações
NR_RSC_DE:	número de clientes classificados com pior risco* (D, E) de descumprimento das operações
RRISCO:	relação de risco do cliente: $\frac{NR_RSC_DE}{NR_RSC_ABC}$
SALDO:	valor do saldo contábil da operação

Continua na próxima página...

¹O contágio de risco de crédito considera a 'regra de arrasto' que determina que o maior risco atribuído entre as operações de um mesmo cliente ou grupo econômico deve ser aplicado às suas demais operações, salvo àquelas com características específicas.

Tabela 4.1 ...*Continuação da página anterior*

Variável	Descrição
PROVISAO:	valor da provisão de créditos liquidação duvidosa na visão contábil
NR_CLIENTES:	número total de clientes
NR_OPR:	número total de operações
UCHQESP:	valor médio de utilização de cheque especial no trimestre

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: Refere-se ao risco do cliente (A-E) e não da operação (A-H)

A análise criteriosa dos aspectos da carteira de crédito pode fornecer insumos que representam particularidades da base de clientes do banco. Variáveis representativas de idiosincrasias da carteira podem ser significativas na modelagem, uma vez que a metodologia adotada deve buscar controlar os efeitos não observados dos dados disponíveis, e no processo de estimação devem retornar resultados mais eficientes ao capturar a relação de efeitos internos com as perdas de crédito.

As variáveis externas utilizadas para o desenvolvimento deste trabalho são exibidas na Tabela 4.2.

Tabela 4.2: Variáveis Externas (Macroeconômicas)

Variável	Descrição
PIB_VB:	representa a soma, em valores monetários, de todos os bens e serviços finais produzidos durante um determinado período - <i>indicador de atividade econômica</i> . Transformada com uso das Equações (3.7) a (3.10)
SELIC:	<i>taxa de juros</i> referência do país, é influenciada pelas negociações compromissadas entre bancos com títulos públicos como garantia e afeta diretamente a taxa de inflação, sendo uma medida controlada e utilizada pelo BCB para influenciar a atividade econômica e a inflação
IPCA:	índice oficial de <i>inflação</i> do Brasil, foi criado com o objetivo de medir a inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo, referentes ao consumo pessoal das famílias com renda de 1 até 40 salários mínimos residentes em 10 regiões metropolitanas, além do Distrito Federal e dos municípios de Goiânia e Campo Grande;

Continua na próxima página...

Tabela 4.2 ...*Continuação da página anterior*

Variável	Descrição
IBOVESPA:	é um indicador de desempenho das ações negociadas na Bovespa - <i>mercado de ações</i>
DESEMP:	relação entre o número de pessoas desocupadas (procurando trabalho) e o número de pessoas economicamente ativas em determinado período de referência - <i>mercado de trabalho</i>
RPAIS:	é um indicador utilizado para orientar os investidores estrangeiros a respeito da situação financeira de um mercado emergente. Denominado EMBI+ (<i>Emerging Markets Bond Index Plus</i>) - <i>indicador de confiança</i>
CAMBIO:	cotação da moeda americana utilizada no mercado financeiro como referência para transações entre países. A alta ou baixa da cotação influencia no nível de transações de exportação e importação de um país - <i>índice de moeda</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.2 Análise e seleção das variáveis

Variável dependente

Para ilustrar o comportamento da Taxa de Descumprimento - TD, denominada de variável dependente, selecionou-se alguns indivíduos da base de dados. A Figura 4.1 exibe a evolução no tempo, com as tendências de cada um dos selecionados. A linha 'TOTAL' foi incluída para indicar o valor médio ponderado da TD da instituição. Observa-se que aparentemente não há quebras estruturais.

Definida a variável dependente, o próximo passo será selecionar as variáveis independentes que comporão o arcabouço explicativo da taxa de descumprimento.

Variáveis independentes

No processo de modelagem, todas as variáveis, em algum momento, entram na equação do modelo, em tese, elas são potencialmente importantes para explicar a taxa de descumprimento. Porém, o modelo será ajustado com aquelas que, conjuntamente, tiverem maior poder explicativo. Dessa maneira, somente algumas farão parte do modelo final.

Como a estrutura dos dados tem um lado temporal, faz necessário avaliar a estacionariedade das variáveis para proporcionar maior robustez ao desenvolvimento do modelo.

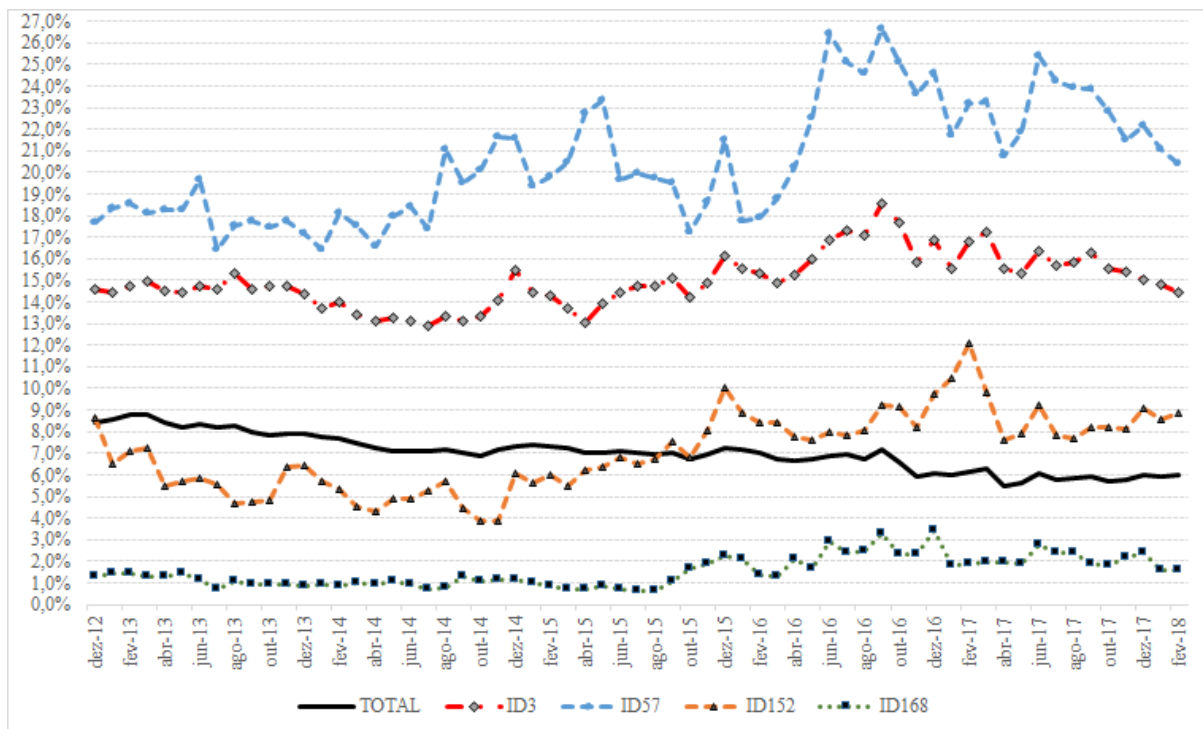


Figura 4.1: Evolução da taxa de descumprimento

Estacionariedade

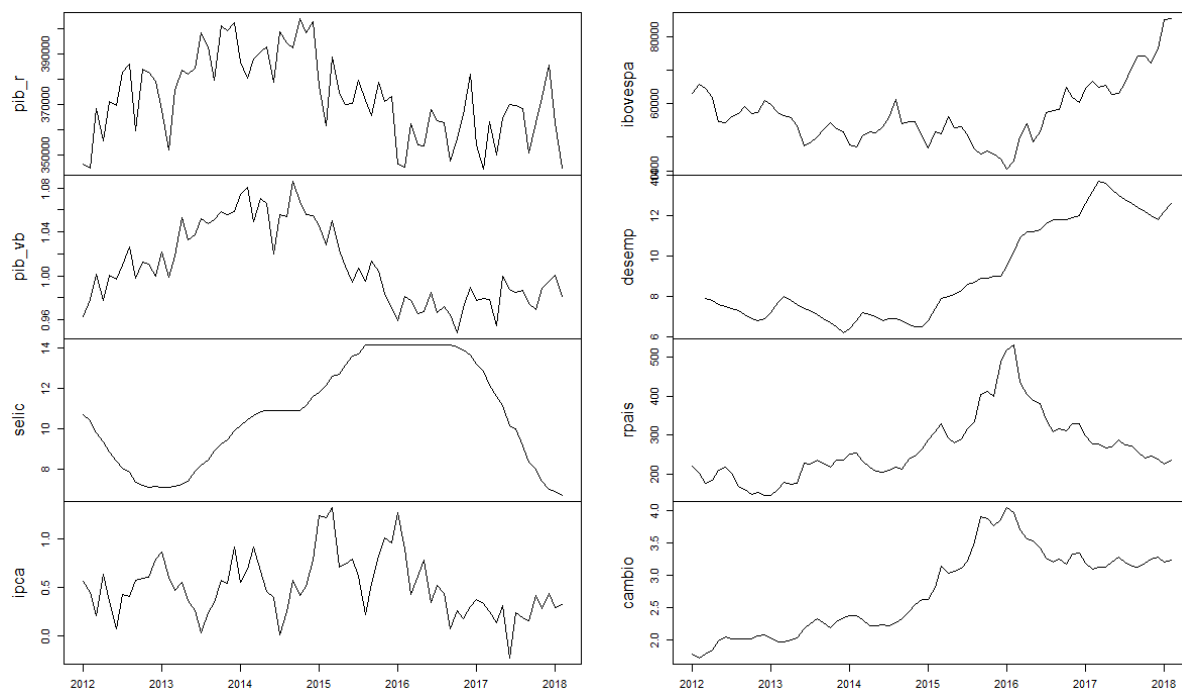


Figura 4.2: Gráfico das séries macroeconômicas

A Figura 4.2 apresenta os gráficos das séries macroeconômicas. Em um processo estacionário, a média e a variância são constantes ao longo do tempo, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. Isso é necessário para que não se incorra em problema de obtenção de regressões espúrias. Conforme explica Gujarati (2006) [48], se X_t e Y_t são duas séries não estacionárias, a regressão de uma variável com a outra leva a resultados inconsistentes e a verificação de relações entre variáveis que, na verdade, não existem.

Tabela 4.3: Testes de Estacionariedade: *Im, Pesaran e Shin* (I.P.S.), *ADF-Fisher* e *PP-Fisher* considerando o termo constante e em nível

Origem	Variável	I.P.S		ADF - Fisher		PP - Fisher	
		Estatística	P-valor	Estatística	P-valor	Estatística	P-valor
Externa	PIB_VB	-24,027	<0,001	1201,820	<0,001	1143,510	<0,001
	SELIC	-13,465	<0,001	662,623	<0,001	117,578	1,0000
	IPCA	-26,709	<0,001	1356,500	<0,001	1397,880	<0,001
	IBOVESPA	27,835	1,0000	8,505	1,0000	6,241	1,0000
	DESEMP	-5,079	<0,001	321,023	0,8807	33,506	1,0000
	RPAIS	-7,348	<0,001	442,907	0,0007	358,310	0,3968
	CAMBIO	-1,045	0,1479	256,635	1,0000	176,610	1,0000
Interna	TD	-17,679	<0,001	1363,960	<0,001	1724,550	<0,001
	NR_RSC_ABC	-17,666	<0,001	1337,090	<0,001	1573,370	<0,001
	NR_RSC_DE	-14,332	<0,001	1061,360	<0,001	1152,690	<0,001
	RRISCO	-5,286	<0,001	622,040	<0,001	984,048	<0,001
	SALDO	-14,361	<0,001	1176,100	<0,001	1402,640	<0,001
	PROVISAO	-12,284	<0,001	1160,690	<0,001	1393,210	<0,001
	NR_CLIENTES	-8,832	<0,001	876,669	<0,001	1117,780	<0,001
	NR_OPR	-10,458	<0,001	969,001	<0,001	1192,930	<0,001
	UCHQESP	-100,772	<0,001	6767,900	<0,001	7320,730	<0,001

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: Usado o critério de informação de Schwarz para o número de lags

Para testar a estacionariedade das variáveis de forma adequada para uma estrutura de dados em painel, foi utilizado os testes de *Im, Pesaran e Shin* (I.P.S.), *ADF-Fisher* e *PPFisher*, conforme mostra a Tabela 4.3.

Na verificação dos três testes, observa-se que as variáveis *SELIC*, *RPAIS*, *DESEMP*, *IBOVESPA* e *CAMBIO* não são estacionárias em nível. Já as variáveis internas, todas são estacionárias em nível.

Considerando apenas a estrutura de série temporal para analisar as variáveis externas, aplicar-se o teste *Dickey-Fuller Aumentado* (ADF) para ratificar a presença de raiz unitária encontradas na análise precedente. A Tabela 4.4 mostra o resultado do teste ADF, onde conclui-se que *CAMBIO*, *IBOVESPA* e *RPAIS* devem ser utilizadas no modelo em

Tabela 4.4: Teste de Estacionariedade: *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Variável	Transfor- mação	Termos determinísticos	Lags*	Teste	Valores Críticos			Ordem de Integração
					1%	5%	10%	
PIB_VB	nível	constante	0	- 3,69	-3,52	-2,9	-2,59	I(0)
		constante, tendência	0	- 4,09	-4,09	-3,47	-3,16	
SELIC	nível	constante	4	- 2,77	-3,53	-2,9	-2,59	I(1)
		constante, tendência	4	- 2,11	-4,09	-3,48	-3,17	
	(Δ)	nenhum	3	- 2,33	-2,6	-1,95	-1,61	
IPCA	nível	constante	0	- 3,69	-3,52	-2,9	-2,59	I(0)
		constante, tendência	0	- 3,76	-4,09	-3,47	-3,16	
IBOVESPA	nível	constante	0	0,00	-3,52	-2,9	-2,59	I(1)
		constante, tendência	0	- 0,62	-4,09	-3,47	-3,16	
	(Δ)	nenhum	0	- 7,63	-2,6	-1,95	-1,61	
DESEMP	nível	constante	1	- 3,15	-3,54	-2,91	-2,59	I(0)
		constante, tendência	1	- 3,80	-4,12	-3,49	-3,17	
RPAIS	nível	constante	1	- 1,64	-3,52	-2,9	-2,59	I(1)
		constante, tendência	0	- 1,10	-4,09	-3,47	-3,16	
	(Δ)	nenhum	0	- 6,57	-2,6	-1,95	-1,61	
CAMBIO	nível	constante	2	- 1,44	-3,52	-2,9	-2,59	I(1)
		constante, tendência	1	- 1,71	-4,09	-3,47	-3,16	
	(Δ)	nenhum	0	- 5,63	-2,6	-1,95	-1,61	

Fonte: Elaborado pelo autor

Notas: *Critério automático (SIC, maxlag=10); (Δ) - primeira diferença

primeira diferença, ou seja, precisam ser diferenciadas, em pelo menos uma vez, para se tornar estacionária.

Sinais esperados das variáveis explicativas

A Tabela 4.5 traz a relação esperada para cada variável, e na Seção 4.5 se confrontará os resultados obtidos do modelo selecionado para o propósito deste trabalho.

4.2 Estatísticas descritivas

A Tabela 4.6 fornece estatísticas descritivas das variáveis da carteira total observada em todo período da amostra.

Com relação às variáveis internas, nota-se que a taxa de descumprimento (TD) está entre 0 (zero) e 1 (um), sendo esse o pressuposto para aplicação da transformação *logito* apresentado pela Equação (3.3). A taxa de indivíduos com risco 'D' e 'E' (RSC_DE_TX) também se encontra dentro do espaço de normalidade, variando entre 0 e 1, ou em termos percentuais 0% a 100%. A relação de indivíduos com risco 'D' e 'E' sobre indivíduos com

Tabela 4.5: Sinais esperados das variáveis independentes do modelo

Grupo de variável	Exemplo	Relação esperada	Sinal
Carteira de crédito	RRISCO, UCHQESP	quanto maior a concentração da carteira de crédito em contratos mais arriscados, maior a inadimplência	(+)
Atividade econômica	PIB, DESEMP	quanto maior a atividade econômica, menor a inadimplência	(-)
Câmbio	CAMBIO	quanto maior a taxa de câmbio, maior a inadimplência	(+)
Mercado financeiro e de capitais	IBOVESPA	quanto maior for esses indicadores, menor a inadimplência	(-)
Indicador de estabilidade econômica	SELIC, IPCA, RPAIS	quanto maior o indicador de estabilidade econômica, maior a inadimplência	(+)

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: Os sinais esperados e obtidos são confrontados na Seção 4.5

Tabela 4.6: Estatísticas descritivas das variáveis do estudo

Variável	Média	Mediana	D. Padrão	Mínimo	Máximo	N
Variáveis Internas						
<i>TD</i>	0,3299	0,2230	0,3034	0,0000	0,9925	10962
<i>RSC_DE_TX</i>	0,4267	0,4095	0,3130	0,0000	1,0000	10962
<i>RLC_RSC_DA</i>	3,4837	0,6934	11,8518	0,0000	347,2727	10962
<i>RRISCO</i>	67,173	1,442	1064,675	0,003	55640,3	10962
<i>NR_REGISTROS</i>	187054,8	6566,0	851453,8	3,0	8778231,0	10962
<i>NR_DESCUMP</i>	13254,9	1327,0	40226,4	0,0	447034,0	10962
<i>UCHQESP</i>	0,2387	0,1980	0,1841	0,0001	3,4825	10962
Variáveis Externas						
<i>PIB_VB</i>	1,0094	1,0001	0,0358	0,9483	1,0860	75
<i>SELIC</i>	10,7413	10,9000	2,5440	6,7200	14,1500	75
<i>IPCA</i>	0,5068	0,4600	0,3041	-0,2300	1,3200	75
<i>IBOVESPA</i>	56898,0700	55829,0000	9022,1310	40405,0000	85353,0000	75
<i>DESEMP</i>	9,0819	7,9500	2,3948	6,2000	13,7000	72
<i>RPAIS</i>	267,6597	247,5000	84,3551	146,2727	531,2857	75
<i>CAMBIO</i>	2,7472	2,6394	0,6544	1,7184	4,0524	75

Fonte: Elaborado pelo autor

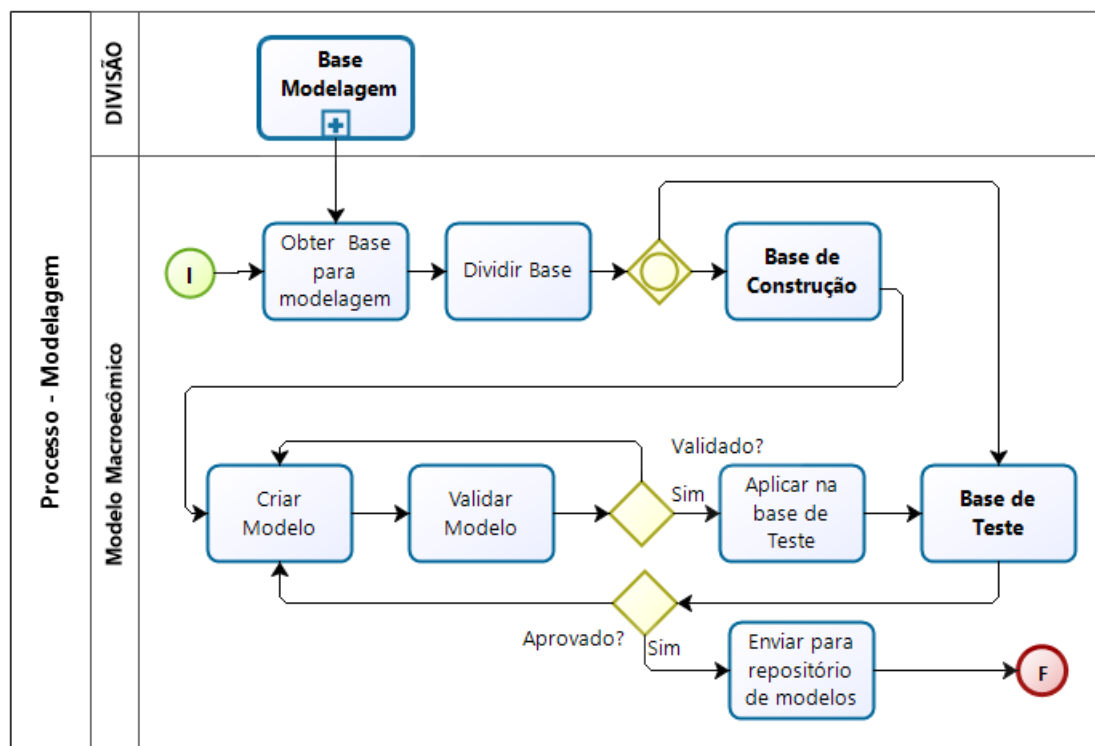
Notas: $RSC_DE_TX = NR_RSC_ABC / NR_CLIENTES$,
 $RLC_RSC_DA = NR_RSC_DE / NR_CLIENTES$

risco 'A', 'B' e 'C' (*RLC_RSC_DA*) se apresenta muito diversificada, variando entre 0% e 347%; análise semelhante se faz para a variável *RLC_RSC_AD*.

Já nas variáveis externas, destacam-se *IPCA*, que apresenta coeficiente de variação no período de 60%, seguida de risco país (*RPAIS*), com 32%.

4.3 Desenvolvimento dos modelos

A Figura 4.3 apresenta o processo para desenvolvimento dos modelos, o qual descreve que a partir da base de modelagem - obtida no processo apresentado na Figura 3.3 (ver Seção 3.3, pág. 25) - são criadas duas bases: uma para construção (ou desenvolvimento) do modelo e a outra para realização do teste fora do tempo de construção (validação do modelo).



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.3: Processo de modelagem

4.3.1 Base de construção e de teste

Encontrado o modelo é necessário testar sua qualidade, independentemente da medida de avaliação a ser utilizada, não é adequado avaliá-lo por seu desempenho em relação aos dados utilizados na construção. É essencial saber como o modelo se comporta quando é aplicado a dados fora deste contexto.

A base de desenvolvimento (construção) inicia-se em novembro/2012 até outubro/2017, a base de teste usa o período seguinte, ou seja, inicia-se em novembro/2017 até fevereiro/2018. Cabe lembrar que a base de modelagem completa termina em janeiro/2019. Como a TD é defasada em doze meses, reduz-se a quantidade de períodos que efetivamente podem ser usados, pois a taxa de descumprimento, por exemplo, de março/2018 se efetivará em doze meses, ou seja, em fevereiro/2019.

4.3.2 Ordem de defasagem das variáveis

Para proporcionar robustez na especificação, o índice da taxa de descumprimento (ITD) foi regredido separadamente, com cada um dos fatores macroeconômicos através de suas transformações e defasagens de 1 a 12. Essas regressões univariadas proporcionaram um fundamento para a identificação das variáveis que possuem influência essencial sobre a TD. A ideia subjacente foi garantir que qualquer efeito defasado sobre a probabilidade de descumprimento seja levado em consideração. Esse procedimento é importante, pois ajuda a reduzir a dimensão de variáveis a serem testadas.

Para participar do modelo, selecionou-se aquelas variáveis que tiveram seus coeficientes com os sinais de acordo com o esperado (ver Tabela 4.5, pág. 54) e que fossem significantes ao nível de 10%. O objetivo foi combinar uma variável de cada grupo de atividade e encontrar o modelo multivariado adequado com menor número de simulações.

4.3.3 Especificação do modelo

Com os resultados obtidos na análise de estacionariedade, onde foi encontrada a ordem de integração das variáveis, mostrado na Seção 4.1.2 e, considerando a ordem de defasagem descrita na seção anterior, chegou-se à seguinte especificação:

$$\begin{aligned}
 ITD_{i,t} = & \alpha_i + \beta_1 PIB_VB_{i,t} + \beta_2 \Delta SELIC_{i,t-1} + \beta_3 IPCA_{i,t-6} + \beta_4 \Delta CAMBIO_{i,t-12} \\
 & + \beta_5 \Delta RPAIS_{i,t} + \beta_6 RRISCO_{i,t} + \beta_7 UCHQESP_{i,t-3} + u_{i,t}
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

Em que:

- i : representa o indivíduo (grupo de clientes) variando de $i = 1 \dots 174$
- t : representa o período dos dados mensais variando de $t = 2012.12 \dots 2018.02$
- α_i representa o efeito individual

$\beta_1 \dots \beta_7$:	representam os coeficientes associados às suas respectivas variáveis
$ITD_{i,t}$:	variável dependente representada pelo índice específico da taxa de descumprimento, conforme Equação (3.3)
PIB_VB :	representa o PIB corrente deflacionado pelo IPCA no período base definido na Seção 3.3.2
$\Delta SELIC_{i,t-1}$:	representa a selic acumulada mensalmente em primeira diferença com defasagem de um mês
$IPCA_{i,t-6}$:	representa o IPCA defasado de seis meses
$\Delta CAMBIO_{i,t-12}$:	representa a taxa de câmbio em primeira diferença defasada de doze meses
$\Delta RPAIS$:	representa o risco país em primeira diferença
$RRISCO$:	representa a divisão entre a número de clientes com risco (D e E) dividido pela número de clientes com risco (A, B e C)
$UCHQESP_{i,t-3}$:	representa a variação média da utilização de cheque especial no semestre defasado de 3 meses
$u_{i,t}$:	representa o erro do modelo

Pode ser observado que as variáveis $\Delta IBOVESPA$ não está presentes na Equação (4.1) por não ter sido significativa no modelo univariado.

Com essas informações o próximo passo é identificar a técnica mais adequada para o desenvolvimento do modelo que deve considerar a taxa de descumprimento histórica das diferentes carteiras, levando em consideração a correlação existente entre o perfil de descumprimento dos clientes sob as diferentes metodologias de análise de crédito.

Nas próximas seções será apresentada a evolução para a escolha do modelo mais adequado, com a utilização dos critérios de informação de Akaike (1974) [63] e Schwarz (1978) [64].

4.3.4 Processo para selecionar modelo de dados em painel

Para facilitar a tarefa de obtenção dos modelos, foi desenhado o fluxo da Figura 4.4. Nela o processo pode ser iniciado com a estimação do modelo *pooled*, em seguida, aplica-se um teste de correlação serial ou estima-se o modelo de efeitos aleatórios (EA). Caso seja efetuado o teste correlação serial e não seja significativo, o modelo *pooled* deve ser utilizado; caso contrário, segue-se na análise. Estimado o modelo de EA, aplica-se o teste de Breush-Pagan para verificar se modelo de EA ou *pooled* é adequado; caso o p-valor seja inferior a 5%, utilizar o modelo de EA. Finalmente, o modelo de efeitos fixos (EF) deve

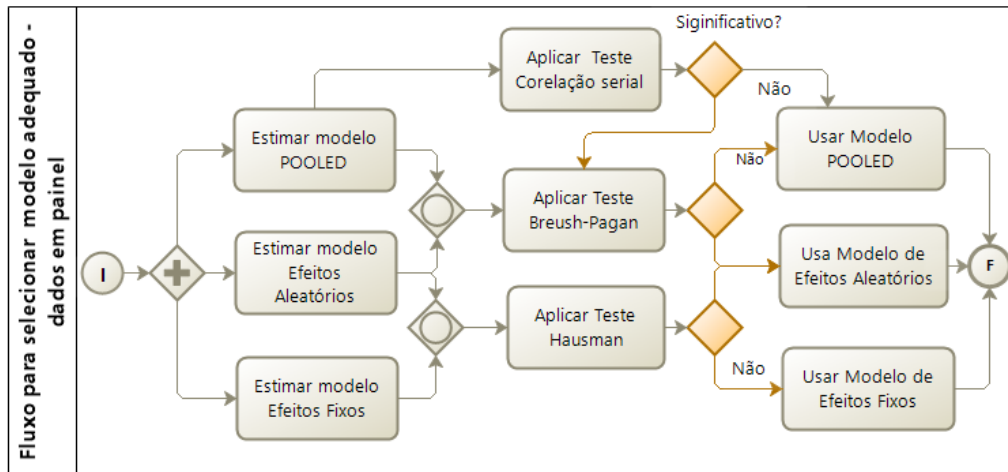


Figura 4.4: Fluxo para identificação do modelo

ser estimado e, para decidir entre EF e EA, aplica-se o teste de Hausman, observando o p-valor, caso seja inferior a 5%, o modelo de EF será o mais adequado e, assim, termina o fluxo.

4.3.5 Modelo pooled

Tabela 4.8: Modelo da taxa de descumprimento - Pooled

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
<i>CONSTANTE</i>	0,6724	0,7796	0,8626	0,3884
<i>PIB_VB</i>	-2,0874	0,7526	-2,7734	0,0056
<i>ΔSELIC_1</i>	0,1436	0,0931	1,5427	0,1229
<i>IPCA_6</i>	0,0662	0,0826	0,8015	0,4229
<i>ΔCAMBIO_12</i>	0,2202	0,2143	1,0276	0,3042
<i>ΔRPAIS</i>	0,0018	0,0009	2,0728	0,0382
<i>RRISCO</i>	0,0396	0,0019	21,3666	0,0000
<i>UCHQESP_3</i>	0,0003	0,0009	0,3894	0,6970
Especificação dos efeitos				
Seção transversal fixa (variáveis dummy)				
Seções incluídas	174	Períodos incluídos	55	
Total de observações	9750	Amostra	2013M04	2017M10
R-squared	0,0468	Mean dependent var	-1,2531	
Adjusted R-squared	0,0461	S.D. dependent var	2,2554	
S.E. of regression	2,2028	Akaike info criterion	4,4182	
Sum squared resid	46397,73	Schwarz criterion	4,4242	
Log likelihood	-21132,93	Hannan-Quinn criter.	4,4202	
F-statistic	67,13	Durbin-Watson stat	0,2569	
Prob(F-statistic)	0,0000			

Fonte: Elaborado pelo autor

A estimação é feita assumindo que os β são comuns para todos os indivíduos. Os resultados de mínimos quadrados agrupados da equação do índice da taxa de descumprimento

são exibidos na Tabela 4.8 com os correspondentes *erros-padrão*, valores da estatística t e p -valores.

Em seguida faz-se o teste de Wooldridge para efeitos individuais não observados, ou seja, um teste de correlação serial, o resultado é apresentado na Tabela 4.9, o teste detecta a presença do efeito individual não observado, isto é, α_i apresenta correlação com $u_{i,t}$.

Tabela 4.9: Teste de Wooldridge para efeitos individuais não observados

Z	p-valor
8,0899	5,971e-16

Fonte: Elaborado pelo autor

O próximo passo é estimar um modelo de *efeitos aleatórios* e comparar com o *pooled* através do teste de *Breusch-Pagan* para decidir pela especificação adequada.

4.3.6 Modelo de efeitos aleatórios

A estimação do modelo de efeitos aleatórios (EA) é feita com a introdução da heterogeneidade dos indivíduos no termo do erro ($u_{i,t}$) e considera a constante como um parâmetro aleatório não observável.

Tabela 4.10: Modelo do índice da taxa de descumprimento - Efeitos Aleatórios

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
<i>CONSTANTE</i>	-0,3506	0,3400	-1,0311	0,3025
<i>PIB_VB</i>	-0,9778	0,2942	-3,3237	0,0009
<i>ΔSELIC_1</i>	0,1157	0,0363	3,1899	0,0014
<i>IPCA_6</i>	0,0906	0,0322	2,8140	0,0049
<i>ΔCAMBIO_12</i>	0,2601	0,0835	3,1136	0,0019
<i>ΔRPAIS</i>	0,0016	0,0003	4,6365	0,0000
<i>RRISCO</i>	0,0067	0,0010	6,8443	0,0000
<i>UCHQESP_3</i>	0,0012	0,0003	3,5748	0,0004
Especificação dos efeitos				
Seção transversal fixa (variáveis dummy)				
Seções incluídas	174	Períodos incluídos	55	
Total de observações	9750	Amostra	2013M04	2017M10
R-squared	0,0151	Mean dependent var	-0,0726	
Adjusted R-squared	0,0144	S.D. dependent var	0,8655	
S.E. of regression	0,8592	Sum squared resid	7.058,9310	
F-statistic	20,98	Durbin-Watson stat	1,5786	
Prob(F-statistic)	0,0000			

Fonte: Elaborado pelo autor

De forma análoga ao modelo *pooled*, as estimativas de mínimos quadrados agrupados da equação do índice da taxa de descumprimento são exibidas na Tabela 4.10, juntamente aos correspondentes *erros-padrão*, valores da estatística *t* e *p-valores*.

Verifica-se que os *p-valores* associados aos coeficientes são todos significativos, indicando que esta especificação pode ser correta. Observa-se, também, que as estimativas para alguns coeficientes são bem próximas do modelo *pooled*.

Para decidir entre os modelos *pooled* e de efeitos aleatórios é realizado o teste de *Breusch-Pagan*, em que a hipótese nula indica a adequação do modelo *pooled*, e a alternativa, de efeitos aleatórios. O resultado apresentado na Tabela 4.11 mostra um *p-valor* muito baixo, indicando a rejeição da hipótese nula a favor da hipótese alternativa, revelando que o modelo de efeitos aleatórios é mais adequado do que o modelo *pooled*.

Tabela 4.11: Teste de Breusch-Pagan

chisq	df	p-valor
177810	1	2.2e-16

Fonte: Elaborado pelo autor

Em seguimento à análise foi estimado o modelo de *efeitos fixos* (EF) e aplicado o teste de *Hausman* para ratificar se o modelo de EA continua sendo o mais apropriado.

4.3.7 Modelo de efeitos fixos

A estimação do modelo de efeitos fixos (EF) é feita assumindo que a heterogeneidade dos indivíduos é obtida na parte constante, que é diferente de indivíduo para indivíduo, captando as diferenças invariantes no tempo.

As estimativas da equação do índice da taxa de descumprimento são exibidas na Tabela 4.12, juntamente aos correspondentes *erros-padrão*, valores da estatística *t* e *p-valores*. Verifica-se que os coeficientes têm *p-valores* associados todos significativos, indicando que esta especificação, também, é, aparentemente, correta. Observa-se, de forma geral, que o modelo de EF possui uma semelhança com o modelo de EA. Porém ao comparar outros indicadores verifica-se acentuadas diferenças, a exemplo do R^2 (*R-squared*) que mostra para EA (0,0151) e EF (0,8578).

Para decidir a especificação a ser aplicada, deve-se calcular o teste de *Hausman* considerando como hipótese nula, que o modelo de EA é adequado, contra a hipótese alternativa, que o modelo de EF é adequado. O resultado exibido na Tabela 4.13 rejeita a hipótese nula com significância de 1%, dessa forma, não ratifica a adequação do modelo de efeitos aleatórios, levando ao modelo de efeitos fixos.

Tabela 4.12: Modelo do índice da taxa de descumprimento - Efeitos Fixos

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
<i>CONSTANTE</i>	-0,3569	0,3045	-1,1719	0,2413
<i>PIB_VB</i>	-0,9709	0,2942	-3,3005	0,0010
<i>ΔSELIC_1</i>	0,1156	0,0363	3,1853	0,0015
<i>IPCA_6</i>	0,0907	0,0322	2,8186	0,0048
<i>ΔCAMBIO_12</i>	0,2603	0,0835	3,1165	0,0018
<i>ΔRPAIS</i>	0,0016	0,0003	4,6322	0,0000
<i>RRISCO</i>	0,0065	0,0010	6,6264	0,0000
<i>UCHQESP_3</i>	0,0012	0,0003	3,5848	0,0003
Especificação dos efeitos				
Seção transversal fixa (variáveis dummy)				
Seções incluídas	174	Períodos incluídos	55	
Total de observações	9750	Amostra	2013M04	2017M10
R-squared	0,8578	Mean dependent var	-1,2531	
Adjusted R-squared	0,8551	S.D. dependent var	2,2554	
S.E. of regression	0,8586	Akaike info criterion	2,5517	
Sum squared resid	6921,26	Schwarz criterion	2,6872	
Log likelihood	-12028,73	Hannan-Quinn criter.	2,5976	
F-statistic	314,69	Durbin-Watson stat	1,6099	
Prob(F-statistic)	0,0000			

Fonte: Elaborado pelo autor

O resultado expresso na Tabela 4.13 mostra a existência correlação entre o termo de erro e as variáveis explicativas.

Tabela 4.13: Teste de Hausman

chisq	df	p-valor
31,19	7	5,735e-05

Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.8 Modelo selecionado

A Tabela 4.14 apresenta todos os modelos estimados, adicionando ao modelo de efeitos fixos os erros-padrão robustos. A rejeição do modelo *pooled* é enfatizado no teste de Durbin-Watson, cujo valor é 0,2569 indicando autocorrelação dos resíduos; os modelos de EA e EF possuem coeficientes bem parecidos e significativos, porém o R^2 do primeiro explica apenas 1,5% do índice da taxa de descumprimento, enquanto o segundo, 85,5%.

Tabela 4.14: Modelos de dados em painel para o índice taxa de descumprimento

Variável	Pooled	EA	EF
<i>CONSTANTE</i>	0,6724 (0,7796)	-0,3506 (0,3400)	-0,3569 [0,3656]
<i>PIB_VB</i>	-2,0874*** (0,7526)	-0,9778*** (0,2942)	0,9709*** [0,3524]
<i>ΔSELIC_1</i>	0,1436 (0,0931)	0,1157*** (0,0363)	0,1156*** [0,0384]
<i>IPCA_6</i>	0,0662 (0,0826)	0,0906*** (0,0322)	0,0907*** [0,0461]
<i>ΔCAMBIO_12</i>	0,2202 (0,2143)	0,2601*** (0,0835)	0,2603*** [0,1041]
<i>ΔRPAIS</i>	0,0018** (0,0009)	0,0016*** (0,0003)	0,0016*** [0,0004]
<i>RRISCO</i>	0,0396*** (0,0019)	0,0067*** (0,0010)	0,0065*** [0,0014]
<i>UCHQESP_3</i>	0,0003 (0,0009)	0,0012*** (0,0003)	0,0012*** [0,0003]
Observações	9,570	9,570	9,570
R ²	0,0468	0,0151	0,8578
R ² ajustado	0,0461	0,0144	0,8551
Estatística F	67,13***	20,98***	314,69***
Estat. Durbin-Watson	0,2569	1,5786	1,6099

Fonte: Elaborado pelo autor

Notas: () erros-padrão; [] erros-robustos (White); *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Finalizado o processo de desenvolvimento do modelo, conclui-se que o método de efeitos fixos é o mais apropriado para a estrutura de dados em estudo. Voltando à Equação (4.1) e substituindo-se os β 's pelos coeficientes encontrados (ver Tabela 4.12), chega-se à Equação (4.2) que é o modelo final objeto deste estudo.

$$\begin{aligned}
ITD_{i,t} = & \alpha_i - 0,970947PIB_{i,t} + 0,115559\Delta SELIC_{i,t-1} \\
& + 0,090744IPCA_{i,t-6} + 3,116516\Delta CAMBIO_{i,t-12} \\
& + 0,001595\Delta RPAIS_{i,t} + 0,006497RRISCO_{i,t} \\
& + 0,001227UCHQESP_{i,t-3}
\end{aligned} \tag{4.2}$$

A descrição detalhada das variáveis estão na Seção 4.3.3 (página 56). Observa-se que α_i é o termo de intercepto individual, neste caso, são derivados um modelo para cada indivíduo, com a substituição do seu respectivo intercepto (ver no **Apêndice A** os valores dos interceptos de cada indivíduo).

4.3.9 Avaliação da performance do modelo

Para avaliar o modelo selecionado, Equação (4.2), calculou-se os seguintes indicadores de performance: desvio padrão absoluto da média (MAD), média percentual absoluta do erro (MAPE), desvio padrão quadrático da média (MSD) e erro percentual médio absoluto simétrico (SMAPE).

Tabela 4.15: Indicadores de performance do modelo nas amostras de construção e teste

Indicador	Amostra	N	MIN	MAX	MÉDIA	Desv. Pad
MAD	DESENV.	174	-0,3169	0,1540	-0,0012	0,0314
	TESTE	174	-0,2745	0,1519	-0,0184	0,0695
MAPE	DESENV.	174	2,1049	477,0391	27,9325	49,4267
	TESTE	174	1,4497	508,1447	29,0873	43,2280
MSD	DESENV.	174	0,0000	0,1678	0,0052	0,0155
	TESTE	174	0,0000	0,1094	0,0071	0,0137
SMAPE	DESENV.	174	0,0209	1,0471	0,1945	0,1695
	TESTE	174	0,0144	1,3977	0,2613	0,2334

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 4.15 exibe um resumo dos 174 modelos derivados do modelo geral. A interpretação desses indicadores de performance é que quanto menor melhor. Portanto, a maioria dos indicadores mostram, em média, valores abaixo de um. A exceção do MAPE que teve uma variação muito grande, o que gera indícios de valores extremos para esses indivíduos.

Selecionou-se dois indivíduos: um com boa performance e outro com performance não desejável. As Figuras 4.5 e 4.6 mostram o resultado.

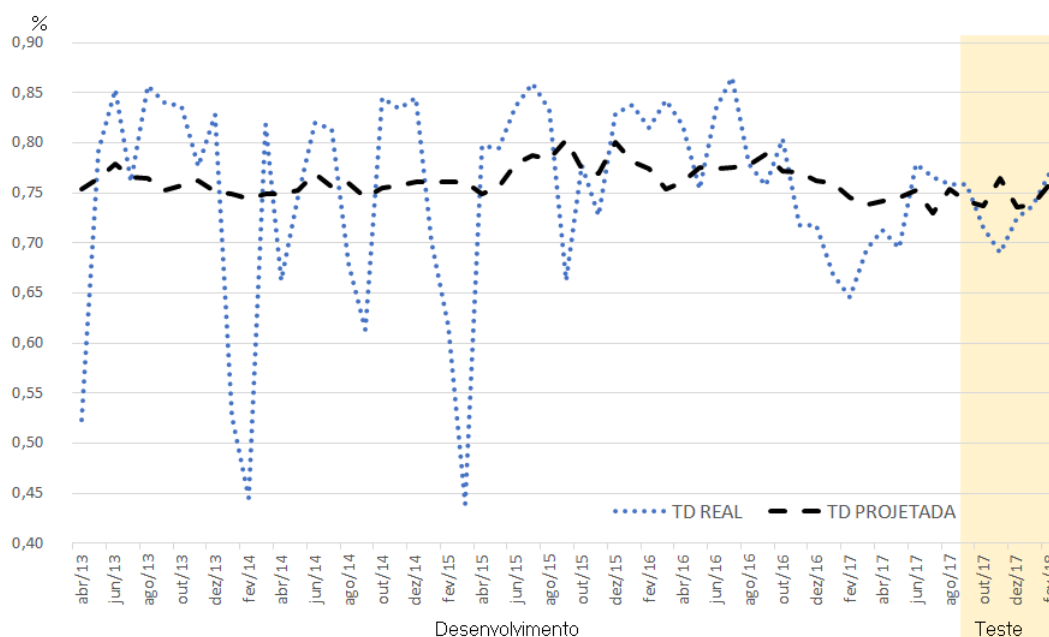


Figura 4.5: Projeção do modelo em amostra fora do tempo - boa performance

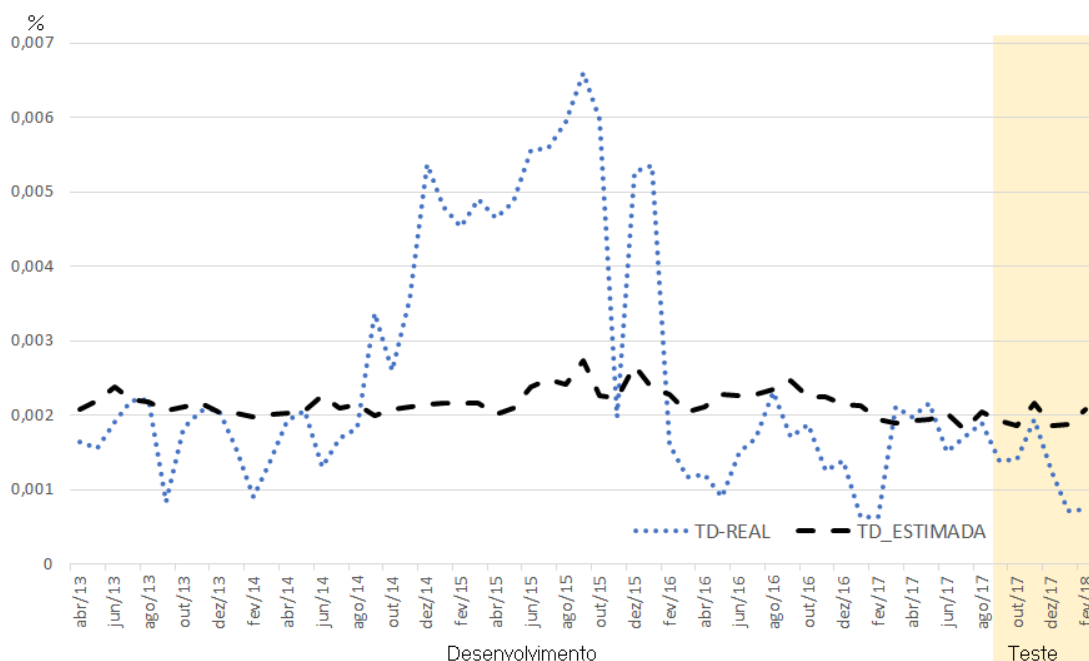


Figura 4.6: Projeção do modelo em amostra fora do tempo - performance não desejável

Comparando as amostras de construção e de teste (fora do tempo), observa-se que os valores são aceitáveis, diante disso é possível inferir que o modelo tem razoável performance fora do tempo de desenvolvimento.

4.4 Testes de robustez

4.4.1 Avaliação da multicolinearidade

A presença de multicolinearidade resulta em estimativas duvidosas dos parâmetros de regressão, quando estimados pelo método dos mínimos quadrados.

A colinearidade implica que duas variáveis são combinações lineares quase perfeitas, sendo que a multicolinearidade envolve mais de duas variáveis. Na presença de multicolinearidade, as estimativas de regressão são instáveis e apresentam altos erros-padrão. Embora a multicolinearidade não afete a qualidade do ajuste ou a qualidade da previsão, pode ser um problema se o objetivo for estimar os efeitos individuais de cada variável explicativa.

Matriz de correlação

A matriz de correlação permite avaliar a existência de dependência linear entre par de variáveis. É possível detectar a existência de multicolinearidade verificando se algum par

apresenta correlação alta. Porém, quando dois ou mais regressores estão envolvidos na dependência linear, a matriz de correlação não é eficiente.

Tabela 4.16: Matriz de correlação das variáveis explicativas

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>PIB_VB</i> (1)	1,0	<,0001	<,0001	<,0001	<,0001	<,0001	0,0092
Δ <i>SELIC_1</i> (2)	0,5517	1,0	<,0001	<,0001	<,0001	<,0001	0,0092
<i>IPCA_6</i> (3)	-0,1314	0,2902	1,0	<,0001	<,0001	<,0001	0,8495
Δ <i>CAMBIO_12</i> (4)	-0,0957	0,1930	0,2414	1,0	<,0001	0,8953	0,5825
Δ <i>RPAIS</i> (5)	0,1675	0,2322	0,1090	0,7511	1,0	0,8150	0,1747
<i>RRISCO</i> (6)	0,0862	0,0397	-0,0013	-0,0115	-0,0023	1,0	0,6005
<i>UCHQESP_3</i> (7)	-0,0266	-0,0019	0,0056	-0,0182	-0,0139	-0,0054	1,0

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: Valores acima da diagonal principal indicam (p – valores) do teste de Pearson

A correlação indica a força e a direção do relacionamento linear entre duas variáveis aleatórias, medindo sua relação, mas não implicando causalidade. A Tabela 4.16 exhibe correlações entre as variáveis explicativas na parte inferior da diagonal principal e, na parte de cima estão p-valor do teste de correlação de Pearson. Observa-se que a relação entre a variável câmbio (Δ *CAMBIO*) e risco país (Δ *RPAIS*) é 0,7511 com p-valor abaixo de 1%, indicando a possibilidade de haver colinearidade entre essas variáveis.

Fator de inflação da variância

O fator de inflação da variância (VIF) é uma medida de quanto a variância do coeficiente de regressão estimado é “inflada” pela existência de correlação entre as variáveis preditoras no modelo. Representa o incremento da variância devido à presença de multicolinearidade (Montgomery, 2012 [65]).

Tabela 4.17: Fator de inflação da variância das variáveis do modelo

Variável	VIF
<i>PIB_VB</i>	1,75752
Δ <i>SELIC_1</i>	1,93759
<i>IPCA_6</i>	1,28857
Δ <i>CAMBIO_12</i>	1,16776
Δ <i>RPAIS</i>	1,11112
<i>RRISCO</i>	1,85992
<i>UCHQESP_3</i>	1,04765

Fonte: Elaborado pelo autor

Os fatores de inflação foram calculados com objetivo verificar a presença de multicolinearidade. Um VIF máximo acima de 10 indica que a multicolinearidade pode influenciar as estimativas. A Tabela 4.17 mostra que todas as variáveis possuem VIF bem abaixo de 10, evidenciando, assim, que o modelo não possui variáveis colineares. Isso afasta a suspeita de que as variáveis $\Delta CAMBIO$ e $\Delta RPAIS$ poderiam impactar o modelo.

4.4.2 Análise dos resíduos

Para o modelo aprovado realizou-se a análise dos resíduos com intuito de verificar a existência de correlação serial com a utilização da estatística *Durbin-Watson (DW)*, ou seja, foi testado a presença de autocorrelação nos erros do modelo, pois se confirmada a regressão de mínimos quadrados pode subestimar o erro-padrão dos coeficientes, fazendo com que seus preditores pareçam significativos quando não o são. O teste constante da Tabela 4.12 mostra o valor de 1,61 para *DW* indicando possível autocorrelação dos erros.

Tabela 4.18: Teste de Wooldridge para verificar autocorrelação dos resíduos

F	df1	df2	p-value
4,8693	1,00	9220	0,02736

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste de Wooldridge ($f = 4,8693$ p-valor = 0,02736) não rejeita a hipótese nula de não correlação serial dos erros se for escolhido um nível de significância de 1%.

Tabela 4.19: Teste de estacionariedade dos resíduos

Method	Statistic	Prob	Cross-sections	Obs
Im, Pesaran and Shin W-stat	-11,9431	0,0000	174	9222
ADF - Fisher Chi-square	828,702	0,0000	174	9222
PP - Fisher Chi-square	1575,95	0,0000	174	9396

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 4.19 exibe os testes de estacionariedade dos resíduos, em que se verifica a rejeição da hipótese de raiz unitária, revelando, que os resíduos são estacionários.

O teste de Jarque-Bera (1980) [66] não detectou normalidade dos resíduos, mas segundo Wooldridge (2006) [67], ele não tem nenhum papel na existência de viés na estimação de mínimos quadrados ordinários, e salienta que o teorema do limite central pode ser utilizado para concluir que os estimadores satisfazem a normalidade assintótica².

²A distribuição amostral de um estimador adequadamente normalizado converge para a distribuição normal padrão.

Tabela 4.20: Teste Multiplicador de Lagrange (Gourieroux, Holly e Monfort)

chibarsq	df0	df1	df2	w0	w1	w2	p-value
177810	0,00	1,00	2,00	0,25	0,50	0,25	< 2,2e-16

Fonte: Elaborado pelo autor

O fato de existir a presença de efeitos individuais justifica a utilização de dados em painel de efeitos fixos e, para afastar o problema da heterocedasticidade foi utilizado o métodos de erros-padrão de white, que estima parâmetros robustos assumindo a presença de heterocedasticidade seccional.

4.5 Relação esperada entre as variáveis

Tendo em vista a análise do sentido econômico do modelo, a Tabela 4.21 apresenta uma síntese dos sinais encontrados. Observa-se que o sinal dos coeficientes estimados ocorreu conforme o previsto na literatura estudada, mostrando a consistência da metodologia aplicada.

Tabela 4.21: Sinais esperados e obtidos dos coeficientes dos modelos

Variáveis	Sinal esperado	Resultados		
		Pooled	EA	EF*
<i>PIB_VB</i>	(-)	(-)	(-)	(-)
<i>ΔSELIC_1</i>	(+)	(+)	(+)	(+)
<i>IPCA_6</i>	(+)	(+)	(+)	(+)
<i>ΔCAMBIO_12</i>	(+)	(+)	(+)	(+)
<i>ΔRPAIS</i>	(+)	(+)	(+)	(+)
<i>RRISCO</i>	(+)	(+)	(+)	(+)
<i>UCHQESP_3</i>	(+)	(+)	(+)	(+)

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: * modelo selecionado

O modelo encontrado, conforme a Equação (4.2), demonstra que uma taxa de crescimento econômico favorável, associa-se a uma menor taxa de descumprimento, portanto uma relação *negativa* entre o PIB e a taxa de descumprimento. Esta variável é de extrema importância, sendo uma medida síntese das condições econômicas gerais de um país. Repullo e Saurina (2011) [68] sugerem a necessidade de um colchão de capital quando a economia está em alta, com o objetivo de alavancar a economia quando a mesma apresenta resultado do PIB abaixo do esperado e uma tendência de recessão, momento em que o

tomadores são menos propensos a pagar suas dívidas e devendo aumentar a probabilidade de inadimplência e de perdas dos bancos.

Para Yahaya e Oni (2016) [69] o PIB é a estimativa de negócios de todos os bens e serviços criados numa nação num determinado período, geralmente um ano. O crescimento do PIB é considerado como uma imagem da progressão da nação, computada à totalidade do consumo privado e público com investimento privado e público (Yahaya e Oni, 2016 [69]). Marins e Neves (2013) [70] observaram que, em períodos de estagnação no Brasil, as empresas que tomam o crédito tendem ao inadimplemento em períodos de baixa atividade econômica. Makri, Tsagkanos e Belles (2014) [71] identificaram economicamente perdas de empréstimos através de vários fatores bancários e macroeconômicos, utilizando dados de bancos espanhóis comerciais e de poupança para o período 1985-1997.

A taxa de juro real reflete a redução do poder de compra de um montante de juros, calcula-se corrigindo a taxa de juro efetiva pela taxa média da inflação durante o período da aplicação (Yahaya e Oni, 2016 [69]). O modelo mostra sinal positivo enfatizando que quanto maior a taxa de juros (*SELIC*) maior a taxa de descumprimento.

A inflação ocorre quando há um aumento persistente nos preços de bens e serviços sem um correspondente aumento no nível de produção. Também pode ser considerada como uma situação de recessão em uma economia quando uma unidade de moeda compra menos bens e serviços. Acredita-se geralmente que quando há um aumento no volume, a moeda em circulação pode conduzir à inflação (Yahaya e Oni, 2016 [69]).

Quando há aumento da inflação na economia, os reguladores monetários geralmente aumentam a taxa de juros, como medida contracionista para controlar a inflação. Esta medida, por vezes, leva a um aumento no custo dos empréstimos e, eventualmente, provoca maiores níveis de inadimplência. Por outro lado, a inflação diminui o poder de compra das famílias, em termos reais, ou seja, quando a inflação aumenta o rendimento disponível já não é o mesmo e estas terão menos capacidade de ressarcir suas dívidas (Ghosh (2015) [72]).

Desta forma, espera-se uma relação positiva entre a inflação e a taxa de descumprimento. Quanto mais alta a inflação, maior a incerteza sobre o ambiente econômico e, conseqüentemente, maior a percepção de risco dos agentes. O modelo corrobora com a literatura ao encontrar uma relação positiva entre a inflação medida pelo *IPCA* e a taxa de descumprimento. Portanto, a inflação eleva os custos dos insumos e juros e diminui a capacidade de pagamento dos indivíduos.

A taxa de câmbio é, em termos gerais, o preço em moeda nacional de uma unidade de moeda estrangeira. Enquanto a taxa de câmbio nominal é aquela expressa em unidades monetárias, a taxa de câmbio real expressa o poder de compra da moeda nacional envolvida em transações externas, para uma cesta de bens a serem adquiridos no país em

contravalor com a mesma cesta a ser adquirida no exterior (Yahaya e Oni, 2016 [69]).

Além dos efeitos sobre a balança de pagamentos, as alterações da taxa de câmbio têm efeitos sobre a competitividade dos produtos nacionais no exterior, de forma que uma desvalorização aumenta a competitividade do produto nacional no exterior, fazendo crescer não só as exportações, a produção e o emprego, mas também a possibilidade do aumento de preços internos provocando inflação (Ghosh, 2015 [72]).

Uma taxa de câmbio maior implica depreciação da moeda brasileira e um poder de compra reduzido das pessoas físicas e a performance de empresas, principalmente, as importadoras. Beck et al. (2015) [73] encontraram que a taxa de inadimplência teve consistentemente impacto positivo na taxa de câmbio, taxa de juros e a taxa de inflação. Com isso, o modelo vem corroborar com a literatura que conclui que a $\Delta CAMBIO$ está positivamente relacionada com taxa de descumprimento. De forma semelhante o risco país ($\Delta RPAIS$) também está positivamente correlacionado com a taxa de descumprimento.

A disponibilidade de recursos no sistema financeiro são fornecidos pelos indicadores monetários. Quanto maior a disponibilidade de recursos, maior o potencial da concessão de crédito e maior a possibilidade de inadimplência, dadas as políticas de concessão menos restritas. O modelo indica que quanto maior a concentração da carteira de crédito em contratos mais arriscados, simbolizados na razão de clientes com maior risco de crédito ($RRSCO$), maior a inadimplência. Da mesma forma, aqueles clientes que optam por usar o cheque especial ($UCHQESP$) por falta de opção de crédito mais barato, estão se aproximando cada vez mais da inadimplência e conseqüentemente de não honrar com seus compromissos financeiros.

4.6 Cenários

4.6.1 Macroeconômicos

Os cenários macroeconômicos (externos) são fornecidos pelo Banco Central do Brasil, conforme o inciso II do Art. 19 da Resolução 4557/2017 [25], cujo objetivo é avaliar a variação do risco da carteira de crédito frente a diferentes cenários macroeconômicos projetados, fornecendo os insumos necessários para a gestão proativa dos riscos e negócios.

Destaca-se que a metodologia aplicada ao processo de derivação das variáveis para aplicação nos respectivos modelos de projeção, fundamenta-se na manutenção do comportamento e trajetória observada nas variáveis originalmente informadas pelo regulador. As Figuras a seguir apresentam os cenários fornecidos pelo BCB para uso do teste de estresse.

Conceitualmente, o cenário de estresse fará com que a qualidade das carteiras de crédito se deteriore. Como os clientes corporativos e privados são confrontados com a redução da atividade econômica e pelo aumento das taxas de juros, ou seja, um número crescente de clientes não será capaz de pagar seus empréstimos.

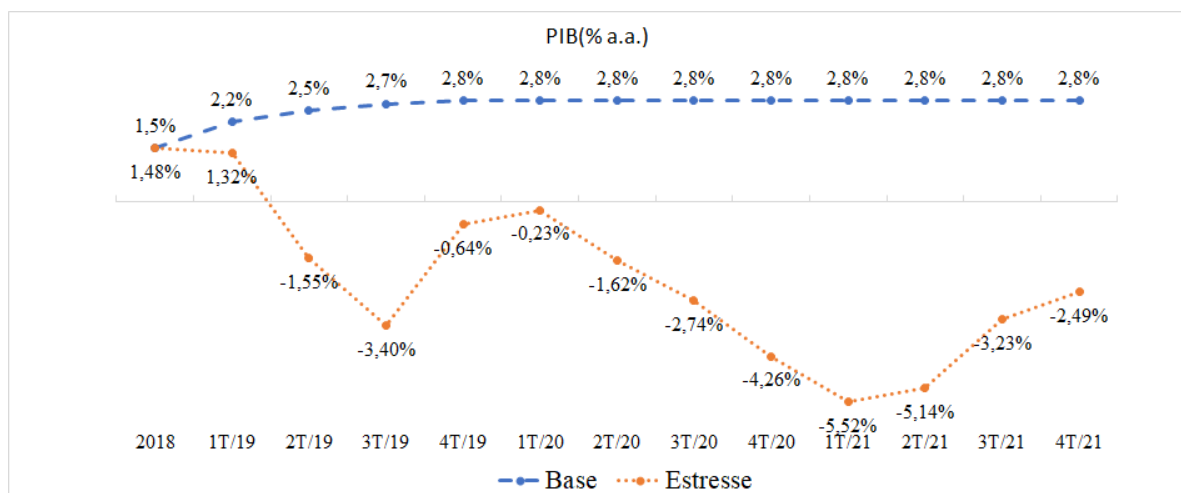


Figura 4.7: Cenários macroeconômicos (PIB) - BCB

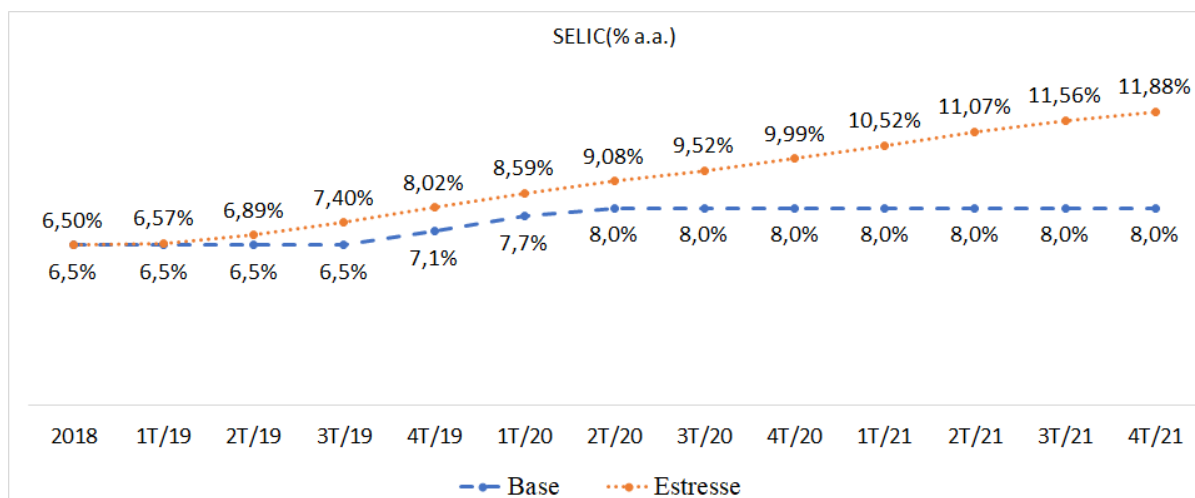


Figura 4.8: Cenários macroeconômicos (SELIC) - BCB

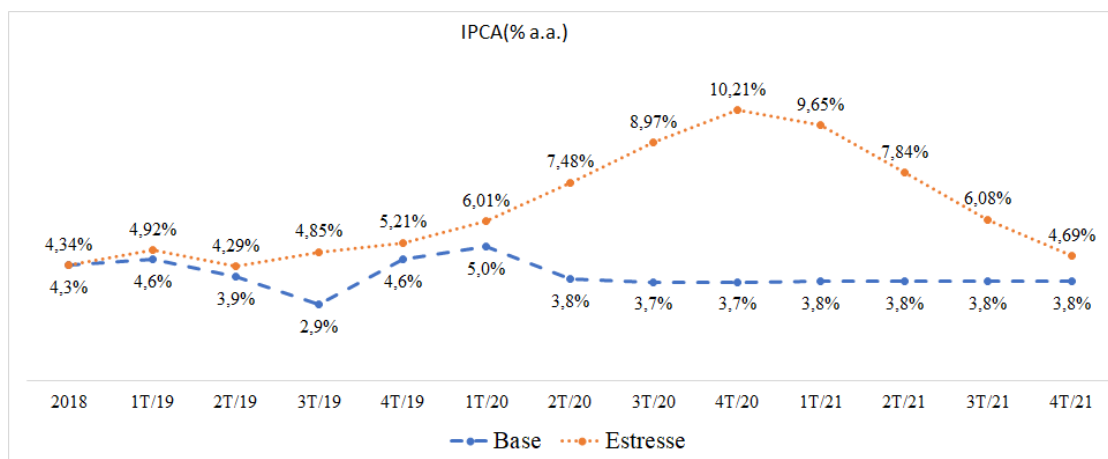


Figura 4.9: Cenários macroeconômicos (IPCA) - BCB

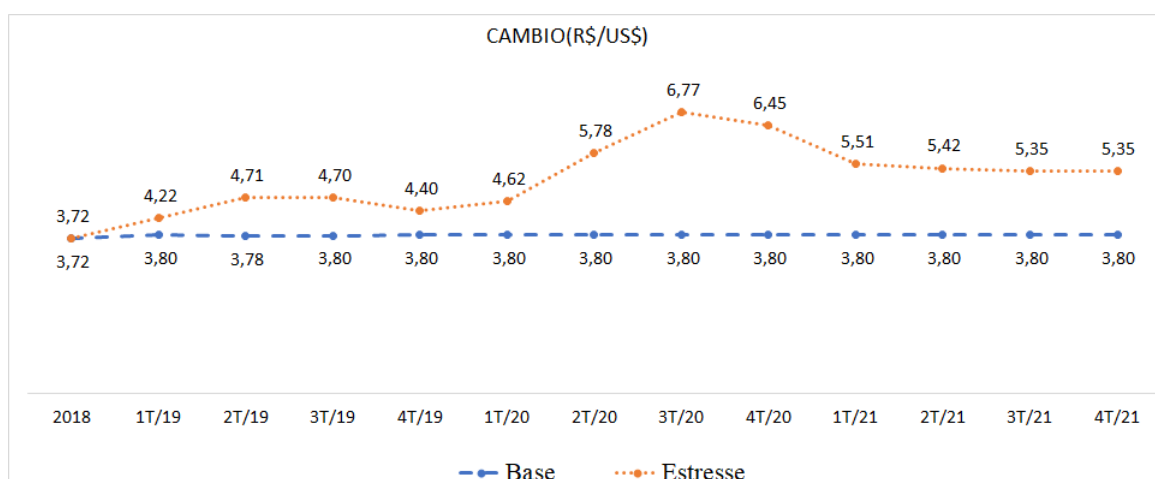


Figura 4.10: Cenários macroeconômicos (CÂMBIO) - BCB

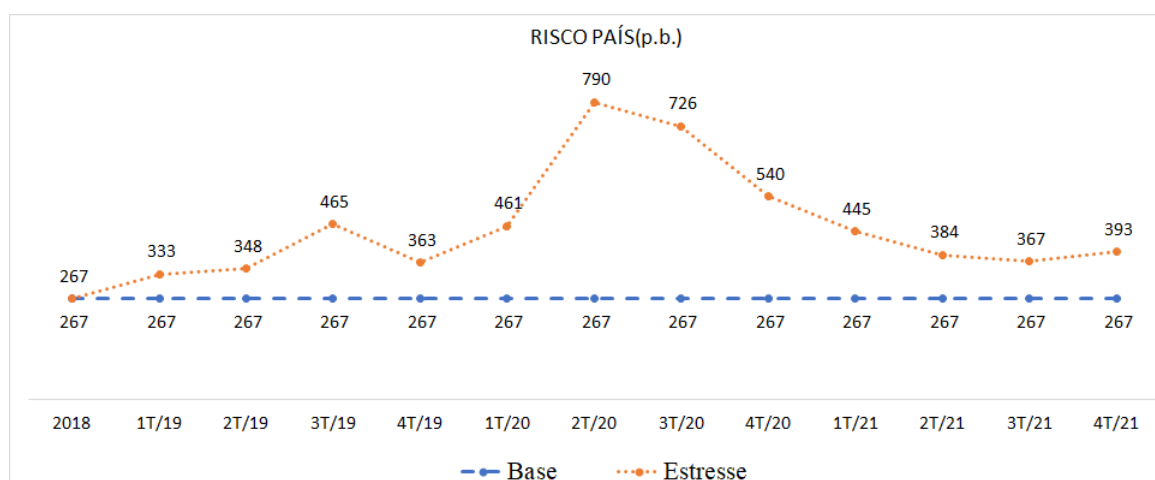


Figura 4.11: Cenários macroeconômicos (RISCO PAÍS) - BCB

4.6.2 Idiossincráticos

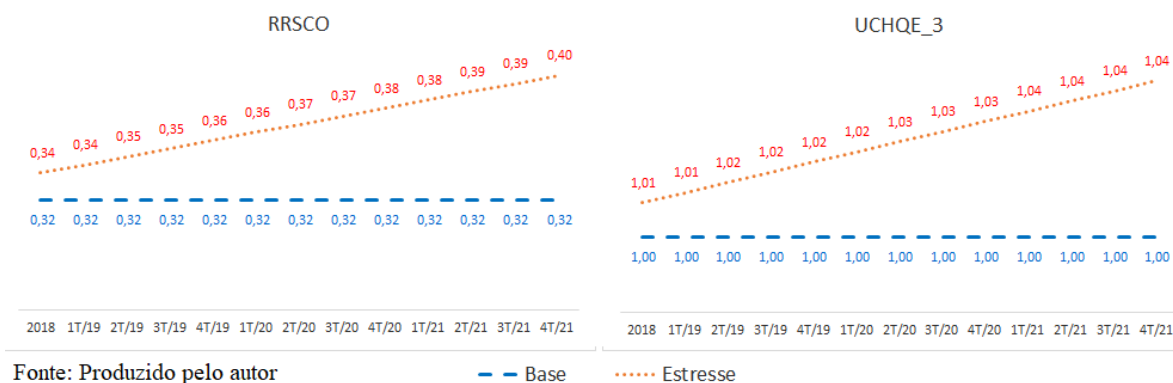


Figura 4.12: Cenários idiossincrático - base e de estresse

Os cenários internos (idiossincrático) são obtidos da forma descrita na Seção 3.5.1. Para efeito de demonstração, a Figura 4.12 exibe um exemplo dos 174 indivíduos trabalhados.

4.6.3 Estimativa da taxa de descumprimento

Com a obtenção dos cenários base e de estresse para as variáveis macroeconômicas e idiossincráticas, estima-se o índice da taxa de descumprimento para cada indivíduo de acordo com o modelo da Equação (4.2). O processo demonstrado na Figura 4.13 especifica os passos para se chegar nas estimativas.

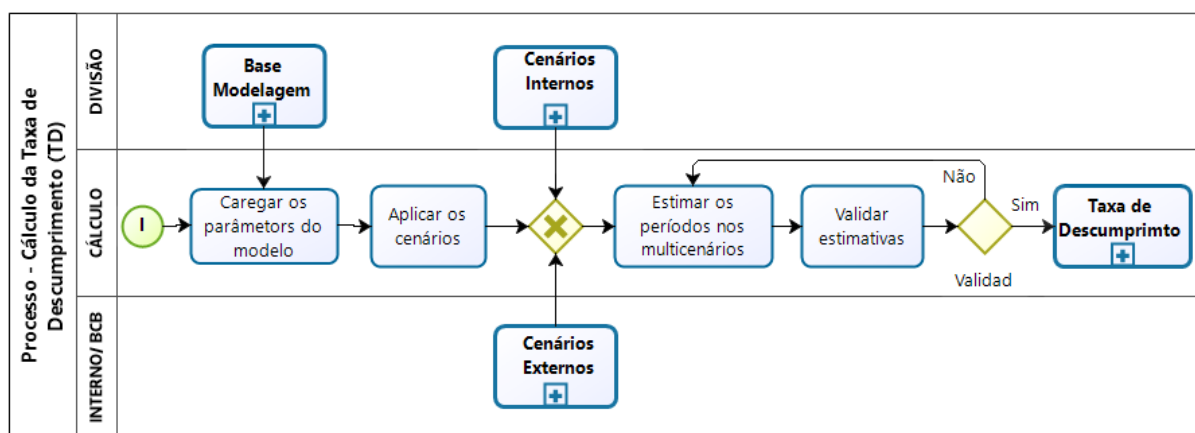


Figura 4.13: Processo do cálculo da taxa de descumprimento

Obtém-se os parâmetros do modelo e aplica-se os cenários para apurar o valor da projeção. Os valores precisam ser convertidos para serem utilizados, conforme Equação (3.2). Os resultados são apresentados para dois indivíduos, exemplificado nas Figuras 4.14 e 4.15.

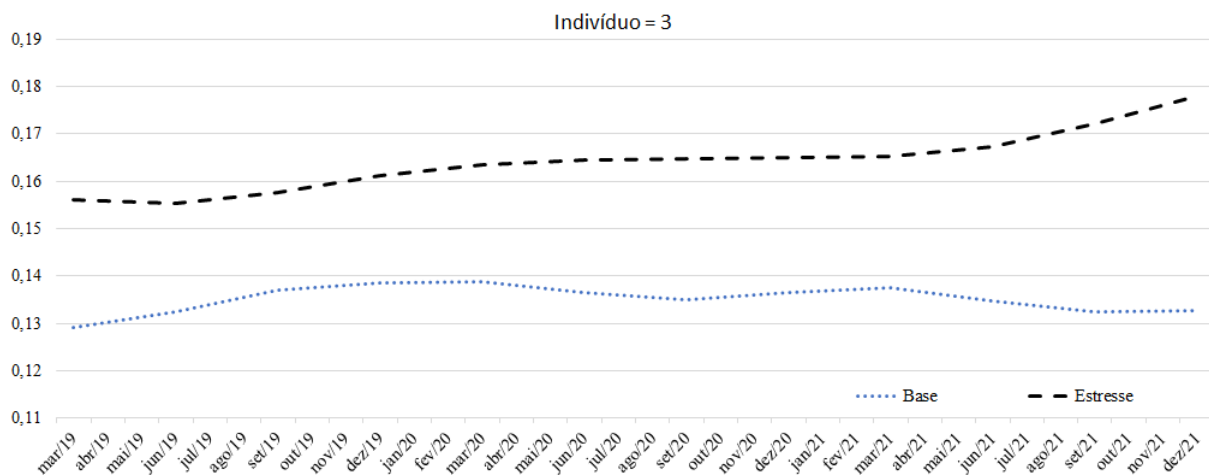


Figura 4.14: Projeção da taxa de descumprimento - Id = 3

Observa-se que as curvas dos cenários base e de estresse são quase paralelas, indicando que o modelo projeta as taxas de descumprimento adequadamente.

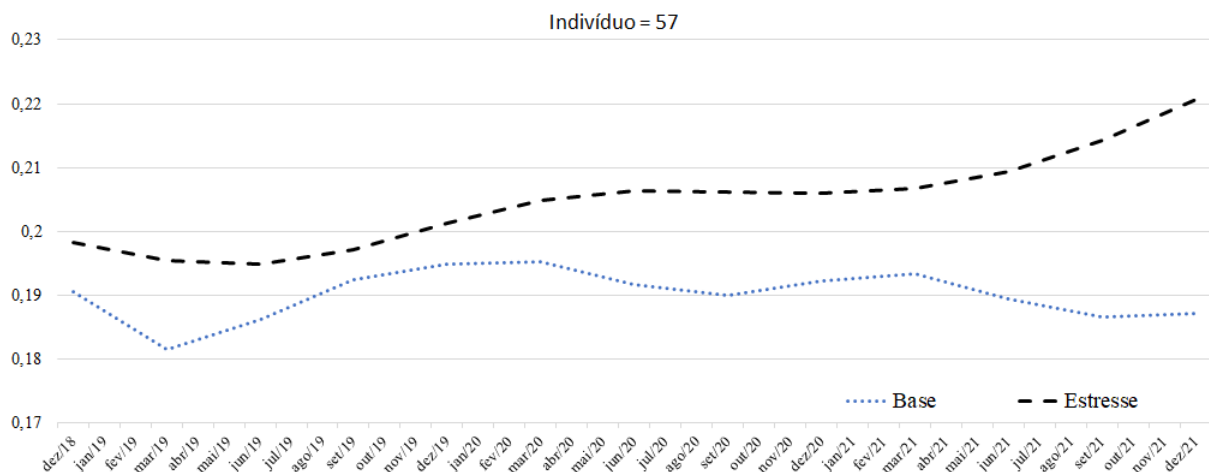
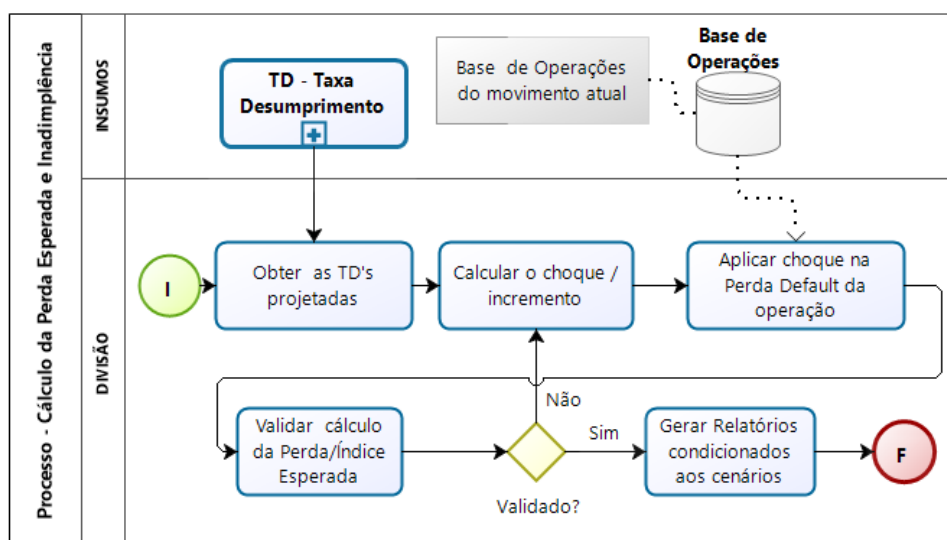


Figura 4.15: Projeção da taxa de descumprimento - id = 57

Nas próximas seções são mostrados os resultados dos cálculos do índice de perda esperada e do índice de inadimplência de 90 dias, ambos derivados da perda esperada.

4.7 Cálculo dos indicadores

A Figura 4.16 apresenta o processo de cálculo da perda esperada. Neste momento há a conexão entre os modelos internos da instituição e o modelo macroeconômico desenvolvido neste trabalho.



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.16: Processo do cálculo da perda esperada

4.7.1 Índice de perda esperada

A partir dos cenários macroeconômicos e idiossincráticos, na forma base e de estresse, são realizadas projeções de risco de crédito -perda esperada-, materializadas no Índice de Perda Esperada (IPE) e no Índice de Inadimplência de 90 dias (Inad90). As projeções do IPE são utilizadas no teste de estresse de negócios, cujo resultado influencia na provisão para crédito de liquidação duvidosa (PCLD), e consequentemente, no lucro, capital e requerimento de capital para risco de crédito.

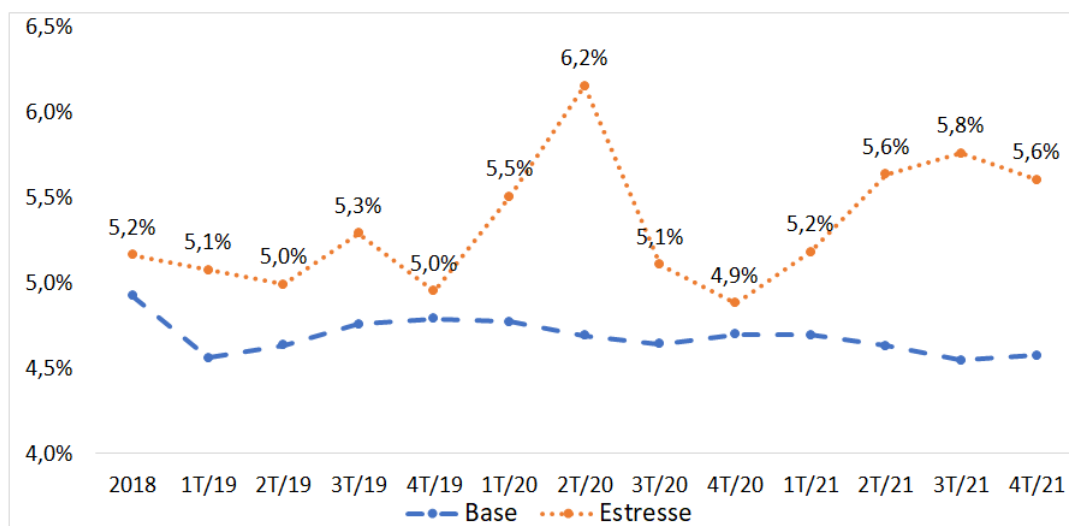
Na Tabela 4.22 a seguir, são apresentadas as projeções do IPE para o triênio 2019-2021, considerando a aplicação dos cenários base e de estresse.

Tabela 4.22: Índice de perda esperada projetado por tipo de carteira

Trimestre	CART A		CART B		CART C		CART TOTAL	
	Base	Estresse	Base	Estresse	Base	Estresse	Base	Estresse
2018	12,1%	12,4%	5,3%	5,6%	4,8%	5,0%	4,9%	5,2%
1T/19	11,3%	12,2%	4,9%	5,5%	4,4%	4,9%	4,6%	5,1%
2T/19	11,5%	12,1%	5,0%	5,5%	4,5%	4,8%	4,6%	5,0%
3T/19	11,8%	12,6%	5,1%	5,6%	4,6%	5,2%	4,8%	5,3%
4T/19	11,9%	12,0%	5,2%	5,6%	4,6%	4,6%	4,8%	5,0%
1T/20	11,8%	13,1%	5,2%	5,9%	4,6%	5,4%	4,8%	5,5%
2T/20	11,6%	14,2%	5,1%	6,1%	4,5%	6,4%	4,7%	6,2%
3T/20	11,5%	12,3%	5,0%	5,8%	4,4%	4,8%	4,6%	5,1%
4T/20	11,7%	11,9%	5,1%	5,7%	4,5%	4,5%	4,7%	4,9%
1T/21	11,7%	12,5%	5,1%	5,8%	4,5%	4,9%	4,7%	5,2%
2T/21	11,5%	13,3%	5,0%	6,0%	4,4%	5,5%	4,6%	5,6%
3T/21	11,3%	13,5%	5,0%	6,2%	4,4%	5,6%	4,5%	5,8%
4T/21	11,4%	13,3%	5,0%	6,3%	4,4%	5,3%	4,6%	5,6%

Fonte: Elaborado pelo autor

Notas: Nomes fictícios das carteiras



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.17: Projeção do índice de perda esperada - carteira total

Observando a Carteira Total (CART TOTAL) em cenário de estresse, verifica-se uma trajetória de piora dos IPE's projetados para o triênio 2019-2021 frente ao observado na data base de dez/18, atingindo a máxima (6,2%) no segundo trimestre de 2020, conforme a Figura 4.17.

Destaca-se que as estimativas obtidas a partir do cenário de estresse resultam em índices mais deteriorados e persistentes que os verificados no cenário Base, reflexos da degradação do *PIB* e, notadamente, da *SELIC* e *IPCA* contidos no cenário macroeconômico. Considerando as visões por segmento, cabe mencionar que o nicho "CART A" apresenta o maior perfil de risco, com valor de estresse no 2º T/2020 (14,2%). Considerando o nicho "CART B", o valor de estresse acontece no 4º T/2021 (6,3%).

4.7.2 Inadimplência em até 90 dias

As projeções da inadimplência em até 90 dias (Inad90) no triênio 2019-2021 são apresentadas na Tabela 4.23, derivadas de projeções do IPE. Sua apresentação é apenas para ilustrar que a metodologia permite chegar na inadimplência por simples formulação.

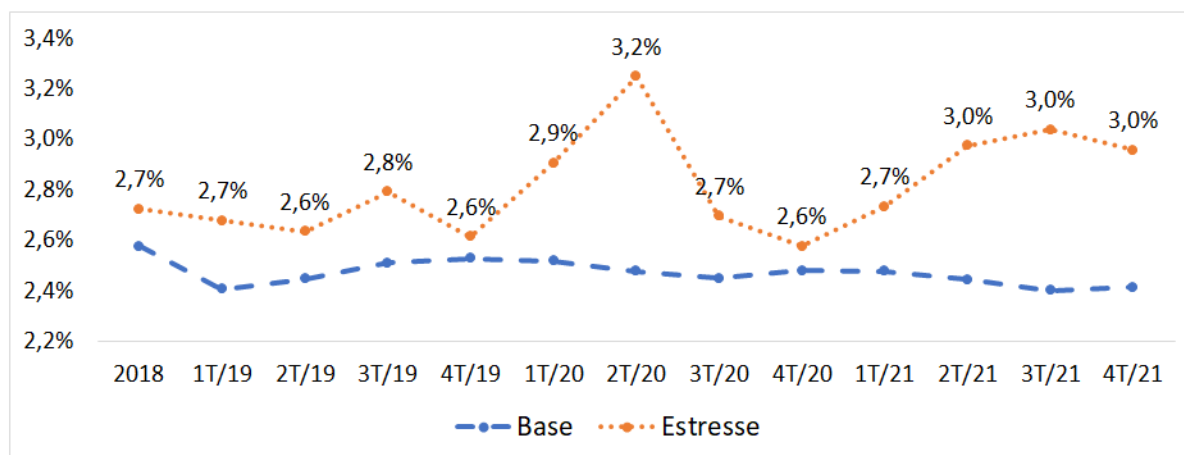
Tabela 4.23: Índice de inadimplência projetado por tipo de carteira

Trimestre	CART A		CART B		CART C		CART TOTAL	
	Base	Estresse	Base	Estresse	Base	Estresse	Base	Estresse
2018	7,5%	7,8%	2,1%	2,3%	2,7%	2,8%	2,6%	2,7%
1T/19	7,1%	7,6%	2,0%	2,3%	2,5%	2,8%	2,4%	2,7%
2T/19	7,2%	7,5%	2,1%	2,3%	2,5%	2,7%	2,4%	2,6%
3T/19	7,3%	7,9%	2,1%	2,3%	2,6%	2,9%	2,5%	2,8%
4T/19	7,4%	7,5%	2,2%	2,3%	2,6%	2,6%	2,5%	2,6%
1T/20	7,4%	8,2%	2,2%	2,4%	2,6%	3,0%	2,5%	2,9%
2T/20	7,3%	8,8%	2,1%	2,5%	2,5%	3,6%	2,5%	3,2%
3T/20	7,2%	7,7%	2,1%	2,4%	2,5%	2,7%	2,4%	2,7%
4T/20	7,3%	7,4%	2,1%	2,4%	2,5%	2,5%	2,5%	2,6%
1T/21	7,3%	7,8%	2,1%	2,4%	2,5%	2,7%	2,5%	2,7%
2T/21	7,2%	8,3%	2,1%	2,5%	2,5%	3,1%	2,4%	3,0%
3T/21	7,1%	8,5%	2,1%	2,6%	2,4%	3,2%	2,4%	3,0%
4T/21	7,1%	8,3%	2,1%	2,6%	2,5%	3,0%	2,4%	3,0%

Fonte: Elaborado pelo autor

Notas: Nomes fictícios das carteiras

A Figura 4.18 destaca para a Carteira Total (CART TOTAL) uma inadimplência de 3,2% no 2º T/2020.



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.18: Projeção do índice de inadimplência - carteira total

4.8 Feedback para o sistema

A Tabela 4.24 mostra os resultados obtidos neste trabalho em comparação com outros estudos. Nischikawa (2014) [44] e Zaniboni (2018) [74] obtiveram mais de 60% de aumento de risco de crédito de estresse para inadimplência, enquanto o presente estudo obteve 32% de variação entre os cenários base e de estresse, lembrando que o escopo dos referidos

Tabela 4.24: Comparativo dos impactos do cenário de estresse para risco de crédito

Estudo	Abrangência	Escopo	Medida de risco	Cenário		Variação
				Base	Estresse	
Nischikawa (2014)	IF	Carteira de Atacado	Inadimplência	5,5%	9,1%	65,8%
BCB (2017a)	SFN	Carteira de Crédito	Ativos problemáticos	6,8%	10,8%	58,7%
Zaniboni (2018)	SFN	Carteira de Crédito	Inadimplência	3,8%	6,2%	61,8%
BCB (2019)	SFN	Carteira de Crédito	Ativos problemáticos	6,3%	9,9%	57,1%
Presente estudo	IF	Carteira de Crédito	Perda Esperada	4,7%	6,2%	31,9%

Fonte: Adaptado de Zaniboni

estudos foi mais limitado e menos diversificado, no sentido de usar dados agregados, diferentemente deste, que usou o máximo de detalhe da carteira de crédito. No Relatório de Estabilidade Financeira publicado em abril de 2019, pelo Banco Central do Brasil (BCB, 2019 [32]) foi divulgado o teste de estresse para todo sistema financeiro, e como resultante uma variação de 57,1% em relação ao cenário base e pior histórico. Os resultados dos testes realizados pelo BCB indicam que o sistema bancário possui adequada capacidade de absorção de perdas, atestando a resiliência das instituições financeiras, corroborado por este estudo.

Capítulo 5

Considerações Finais

A criação de instrumentos de controle e mitigação de risco garante um desempenho mais seguro da instituição, surgindo a necessidade de administrar, compreender, prever, e medir riscos, criando formas racionais de enfrentá-los. Assim, cada vez mais, a preocupação com as consequências de decisões e escolhas traz a necessidade de controlar e interferir em eventos futuros.

O presente trabalho teve como objetivo propor uma metodologia para construção de um teste de estresse para instituição financeira, com foco em risco de crédito, que estabelecesse uma ligação explícita entre a carteira de ativos de crédito e o sistema macroeconômico nacional subjacente. O modelo é capaz de distinguir a taxa de descumprimento devido a choques sistemáticos versus idiossincráticos. O estudo permite a condução de uma análise de políticas sobre o efeito das mudanças nos fatores de risco macroeconômicos constantes no risco de crédito.

Como contribuição para a literatura em testes de estresse, a metodologia propõe a conexão entre o modelo macroeconômico e os componentes de risco de crédito definidos nos acordos de basileia, ainda não proposta no Brasil, além da proposta de um modelo para instituições financeiras (não do sistema financeiro), pouco abordado na literatura.

O teste de estresse de risco de crédito tem a finalidade de avaliar a resiliência da instituição, bem como a capacidade de absorção de perdas causadas por eventual materialização de condições adversas a que o banco está exposto. A metodologia adota abordagem prospectiva e tem como objetivo principal avaliar o efeito no capital necessário para cobertura do risco de crédito relativo a variações na carteira, seja por eventos específicos ou por violações de limites de risco.

A variável de interesse nos testes de estresse de risco de crédito é a perda esperada. Sua escolha deve-se ao fato de ser de fácil percepção para os gestores; permitir o *benchmarking* com os pares de mercado, haja vista a utilização pelo regulador, e simplificar a avaliação de impacto, uma vez que está diretamente relacionada à provisão e consequentemente com

os resultados do banco. De forma complementar, a partir da perda esperada é calculada aproximação da taxa de inadimplência acima de 90 dias, motivada pela sua aplicabilidade à gestão. Notadamente no que concerne sua comparabilidade entre os demais participantes do mercado, bem como por ser um indicador integrado ao planejamento estratégico e ao orçamento.

A motivação pela escolha de dados em painel de efeitos fixos (corroborada pelos resultados) se deveu ao fato de poder construir uma quantidade de modelos derivados do principal pela adição dos interceptos individuais, o que não seria possível com uso de outras técnicas, exceto pela construção de um número elevado de modelos, em tese, um para cada indivíduo. O benefício a ser colhido é a possibilidade de agregar os resultados em diversas segmentações.

Como limitações do estudo, aponta-se que o escopo limitado ao risco de crédito não possibilitou a análise da resiliência da instituição financeira como um todo; havendo alteração da classificação dos indivíduos da perda esperada, será necessário revisar o modelo macroeconômico; os cenários das variáveis internas não estão vinculada aos cenários das variáveis macroeconômicas. Outra limitação, refere-se ao período considerado para a construção do modelo que não utilizou um ciclo econômico completo devido a indisponibilidade dos dados.

Como sugestões para estudos futuros, pode-se verificar, sob esta metodologia, o impacto em outras instituições financeiras. Adicionalmente, pode-se considerar a possibilidade de sua aplicação para avaliar a continuidade ou descontinuidade de algum produto oferecido pela instituição, haja vista que a metodologia é aplicada na operação. E ainda, pode-se considerar um painel dinâmico ou um modelo com efeitos fixos com ajuste autor-regressivo para os resíduos.

Referências

- [1] Evanoff, Douglas D, Julapa A Jagtiani e Taisuke Nakata: *Enhancing market discipline in banking: The role of subordinated debt in financial regulatory reform*. Journal of Economics and Business, 63(1):1–22, 2011. 1
- [2] Fungacova, Zuzana e Petr Jakubík: *Bank stress tests as an information device for emerging markets: The case of russia*. Finance a Uver, 63(1):87, 2013. 1, 15
- [3] Vazquez, Francisco, Benjamin M Tabak e Marcos Souto: *A macro stress test model of credit risk for the brazilian banking sector*. Journal of Financial Stability, 8(2):69–83, 2012. 2, 19, 20, 21
- [4] Peter Grundke, Kamil Pliszka e Michael Tuchscherer: *Model and estimation risk in credit risk stress tests*. 2015. 2
- [5] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução 4.557, de 31 de dezembro de 2017. Dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital*. O, 2017. <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=Resolu{ç}{~{a}}o{&}data=2017{&}numero=4557>. 2, 3
- [6] Banco do Brasil, (BB): *Relatório de gerenciamento de riscos pilar 3 - 4t17*. Relatório Técnico, Banco do Brasil, 2017. 2
- [7] Jones, Matthew T e Paul Hilbers: *Stress testing financial systems: What to do when the governor calls*. 2004. 2, 16
- [8] Vasconcellos, JMO, Cândido Jorge Peres e Domingos Custódio Cristóvão: *Acordos de basileia e o impacto na regulamentação da actividade bancária: Uma revisão*. Em *XVI Congresso Internacional de Contabilidade e Auditoria (CICA)*, 2017. 6
- [9] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução nº 2.099 de 29 de junho de 2006. Aprova regulamentos que dispõem sobre as condições relativamente ao acesso ao Sistema Financeiro Nacional, aos valores mínimos de capital e patrimônio líquido ajustado, à instalação de dependências e à obrigatoriedade da manutenção de patrimônio líquido ajustado em valor compatível com o grau de risco das operações ativas das instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central*. <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=Res{&}ano=1994{&}numero=002099>. 7
- [10] Caiado, Aníbal Campos: *Bancos: Normativos, contabilidade e gestão*. Edições Sílabo ISBN, páginas 978–972, 2015. 7, 8

- [11] Cacopal, Felino Manuel: *Gestão do risco de crédito bancário: Experiência no sector bancário angolano*, 2015. 7, 9
- [12] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução nº 3.490, de 29 de agosto de 2007. Dispõe sobre a apuração do Patrimônio de Referência Exigido (PRE)*. <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=Res{&}ano=2007{&}numero=003490>. 7
- [13] Caiado, Aníbal Campos e Jorge Caiado: *Gestão de instituições financeiras*. Lisboa: Edições Sílabo, Lda, 2006. 8
- [14] Basel Committee on Banking Supervision, (BCBS): *International convergence of capital measurement and capital standards*. Bank for international settlements, 2006. 8, 12
- [15] Almeida, Pedro Gonçalo da Silva: *Basileia III: estudo sobre buffer de capital anticíclico: aplicação a Portugal*. Tese de Doutoramento, Instituto Superior de Economia e Gestão, 2011. 9
- [16] Basel Committee on Banking Supervision, (BCBS): *Principles for sound stress testing practices and supervision*. Bank for international settlements, 18, 2009. 10, 16, 17
- [17] Banco Central do Brasil, (BCB): *Circular nº 3.648, de 4 de março de 2013. estabelece os requisitos mínimos para o cálculo da parcela relativa às exposições ao risco de crédito sujeitas ao cálculo do requerimento de capital mediante sistemas internos de classificação do risco de crédito (abordagens irb) (rwacirb), de que trata a resolução nº 4.193, de 1º de março de 2013.*, 2013. 10
- [18] Associação Brasileira de Normas Técnicas, (ABNT): *Abnt iso guia 73: Gestão de riscos - vocabulário*. Rio de janeiro, 2009. 11
- [19] Siva, José P. da: *Gestão e análise de risco de crédito*. Atlas, São Paulo, 2014. 11, 15
- [20] Castro Amaral, Isis de, Mateus de Carvalho Reis Neves, Alan Ferreira de Freitas e Marcelo José Braga: *Gerenciamento dos riscos operacionais: os métodos utilizados por uma cooperativa de crédito*. Revista de Contabilidade e Organizações, 3(7):93–108, 2009. 12
- [21] Mishra, Ujjwal e Ms Praneetam Naidu: *A study on credit risk management and appraisal process at punjab national bank, nagpur*. International Journal of Multifaceted and Multilingual Studies, 3(2):1–9, 2016. 12, 15
- [22] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução 3.644, de 4 de março e 2013. Estabelece os procedimentos para o cálculo da parcela dos ativos ponderados pelo risco (RWA) referente às exposições ao risco de crédito sujeitas ao cálculo do requerimento de capital mediante abordagem padronizada* (, 2007. www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/2007/pdf/res_3464_v2_1.pdf. 12
- [23] Fortuna, Eduardo: *Mercado financeiro: produtos e serviços*. Qualitymark Editora Ltda, 2008. 12, 13

- [24] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução nº 3.380 de 29 de junho de 2006. Dispõe sobre a implementação de estrutura de gerenciamento do risco operacional*. <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=Res{&}ano=2006{&}numero=003380>. 12
- [25] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução nº 4.557, de 23 de fevereiro de 2017 - Dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital*, 2017. 12, 14, 16, 44, 69
- [26] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução nº 2804, de 21 de dezembro de 2000 - Dispõe sobre controles do risco de liquidez*, 2000. 13, 16
- [27] Basel Committee on Banking Supervision, (BCBS): *Principles for the Management of Credit Risk*, 1999. 14
- [28] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução Nº 3.721, de 30 de abril de 2009 - dispõe sobre a implementação de estrutura de gerenciamento do risco de crédito*, 2009. 14
- [29] Banco do Brasil, (BB): *Relatório de gestão de riscos*. Relatório Técnico, Banco do Brasil, 2012. 14
- [30] Pesaran, M. Hashem, Til Schuermann, Bjorn Jakob Treutler e Scott M. Weiner: *Macroeconomic dynamics and credit risk: A global perspective*. 38:1211–1261, 2006, ISSN 1538-4616. 15
- [31] Ribeiro, Henrique César Melo: *Produção acadêmica dos artigos publicados em revistas científicas nacionais disponibilizadas na base atena sobre o tema gestão de riscos de 2000 a 2015*. Revista Evidenciação Contábil & Finanças, 5(1):75–93, 2016. 15
- [32] Banco Central do Brasil, (BCB): *Relatório de estabilidade financeira Volume 18, Número 1, Abril 2019*, 2019. 16, 25, 44, 77
- [33] Wilson, Thomas C.: *Measuring and managing credit portfolio risk*, 1998. ISSN 1431-1933. 19, 20, 26
- [34] Lucas, André, Pieter Klaassen, Peter Spreij e Stefan Straetmans: *An analytic approach to credit risk of large corporate bond and loan portfolios*. 25:1635–1664, 2001, ISSN 0378-4266. 19
- [35] Bernhardsen, Tom: *The relationship between interest rate differentials and macroeconomic variables: a panel data study for european countries*. 19:289–308, 2000, ISSN 0261-5606. 19, 21
- [36] Kalirai, Harvir e Martin Scheicher: *Macroeconomic stress testing: preliminary evidence for austria*. Financial Stability Report, (3):58–74, 2002. 19, 21
- [37] Hoggarth, Glenn, Steffen Sorensen e Lea Zicchino: *Stress tests of uk banks using a var approach*. 2005, ISSN 1556-5068. 19, 21

- [38] Bunn, Philip, Alastair Cunningham e Mathias Drehmann: *Stress testing as a tool for assessing systemic risks*. Bank of England Financial Stability Review, 18:116–26, 2005. 19, 21
- [39] Sorge, Marco e Kimmo Virolainen: *A comparative analysis of macro stress-testing methodologies with application to finland*. 2:113–151, 2006, ISSN 1572-3089. 20, 21
- [40] Misina, Miroslav, David Tessier e Shubhasis Dey: *Stress testing the corporate loans portfolio of the canadian banking sector*. 2006, ISSN 1556-5068. 20
- [41] Foglia, A.: *Stress testing credit risk: A survey of authorities' approaches*. 2009. 20, 21
- [42] Foglia, Antonella: *Stress Testing Credit Risk: A Survey of Authorities' Approaches*. International Journal of Central Banking, 5(3):9–45, 2008, ISSN 1556-5068. <http://www.ijcb.org/journal/ijcb09q3a1.pdf>{%}0A<http://www.ssrn.com/abstract=1396243>. 20
- [43] Breuer, Thomas, Martin Jandačka, Javier Mencía e Martin Summer: *A systematic approach to multi-period stress testing of portfolio credit risk*. 36:332–340, 2012, ISSN 0378-4266. 20, 21
- [44] Nishikawa, Wagner Ernesto: *Modelo de estresse macroeconômico da inadimplência para bancos de atacado*. Tese de Doutorado, 2014. 20, 21, 76
- [45] Caneca, Roberta Lira: *Provisão para perdas com créditos de liquidação duvidosa de bancos e ciclos econômicos: o caso brasileiro*. Tese de Doutorado, Tese (Doutorado em Ciências Contábeis)-Programa Multi-Institucional e Inter . . . , 2015. 21
- [46] Conselho Monetário Nacional, (CMN): *Resolução 2.682, de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.*, 1999. www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf. 22
- [47] Cameron, A Colin e Pravin K Trivedi: *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge university press, 2005. 28, 31
- [48] Gujarati, Damodar: *Econometria Básica*. Elsevier, Rio de Janeiro, Rj, 2006. 29, 42, 52
- [49] Hair, J., W. Black, B. Babin, R. Anderson e R. Tathan: *Econometria Básica*. Bookman, Porto Alegre, RS, 2009. 29
- [50] Morettin, P. A. e Toloi, C. M. C.: *Análise de séries temporais*. Blücher, São Paulo, SP, 2004. 29
- [51] Baltagi, B. H.: *Econometric Analysis of Panel Data*. John Wiley & Sons Ltd, England, 2005. 30

- [52] Koopman, S.J., A. Lucas e P. Klaassen: *Empirical credit cycles and capital buffer formation*. 29:3159–3179, 2005, ISSN 0378-4266. 30
- [53] Hsiao, C.: *Panel data analysis - advantages and challenges*, 2006. 30
- [54] Marques, Luís David *et al.*: *Modelos dinâmicos com dados em painel: revisão de literatura*. Centro de estudos Macroeconómicos e Previsão, faculdade de Economia do Porto, 2000. 30, 37
- [55] Cater, Hill R, William E Griffiths e Guay C Lim: *Principles of econometrics*, 2011. 31, 32, 33, 36
- [56] Hausman, Jerry A: *Specification tests in econometrics*. *Econometrica: Journal of the econometric society*, páginas 1251–1271, 1978. 36, 40
- [57] Arellano, Manuel e Stephen Bond: *Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations*. *The Review of Economic Studies*, 58(2):277, 1991, ISSN 00346527. <https://academic.oup.com/restud/article-lookup/doi/10.2307/2297968>. 37
- [58] Arellano, Manuel e Olympia Bover: *Another look at the instrumental variable estimation of error-components models*. *Journal of Econometrics*, 68(1):29–51, 1995, ISSN 03044076. 37
- [59] Blundell, Richard e Stephen Bond: *Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models*. 87:115–143, 1998, ISSN 0304-4076. 37
- [60] Montgomery, D. C.; Runger, G.: *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. LTC, Rio de Janeiro, RJ, 2003. 38
- [61] Breusch, Trevor S e Adrian R Pagan: *A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation*. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, páginas 1287–1294, 1979. 40
- [62] Wooldridge, Jeffrey M: *Econometric analysis of cross section and panel data*. Mass.: MIT Press, Cambridge, 2002. 43
- [63] Akaike, Hirotugu: *A new look at the statistical model identification*. Em *Selected Papers of Hirotugu Akaike*, páginas 215–222. Springer, 1974. 57
- [64] Schwarz, Gideon *et al.*: *Estimating the dimension of a model*. *The annals of statistics*, 6(2):461–464, 1978. 57
- [65] Montgomery, Douglas C, Elizabeth A Peck e G Geoffrey Vining: *Introduction to linear regression analysis*, volume 821. John Wiley & Sons, 2012. 65
- [66] Jarque, Carlos M e Anil K Bera: *Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals*. *Economics letters*, 6(3):255–259, 1980. 66
- [67] Wooldridge, Jeffrey M: *Introdução à econometria: uma abordagem moderna*. Pioneira Thomson Learning, 2006. 66

- [68] Repullo, Rafael e Jesus Saurina Salas: *The countercyclical capital buffer of basel iii: A critical assessment*. 2011. 67
- [69] Yahaya, Khadijat Adenola e Olusegun Opeyemi Oni: *Impact of macroeconomic factors on non-performing loans in the nigerian deposit money banks*. Amity global business review, 11, 2016. 68, 69
- [70] Marins, JTM e MBE das NEVES: *Inadimplência de crédito e ciclo econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo*. Banco Central do Brasil, (304):1–30, 2013. 68
- [71] Makri, Vasiliki, Athanasios Tsagkanos e Athanasios Bellas: *Determinants of non-performing loans: The case of eurozone*. Panoeconomicus, 61(2):193–206, 2014. 68
- [72] Ghosh, Amit: *Banking-industry specific and regional economic determinants of non-performing loans: Evidence from us states*. Journal of Financial Stability, 20:93–104, 2015. 68, 69
- [73] Beck, Roland, Petr Jakubik e Anamaria Piloii: *Key determinants of non-performing loans: new evidence from a global sample*. Open Economies Review, 26(3):525–550, 2015. 69
- [74] Zaniboni, Natália Cordeiro: *Modelos para teste de estresse do sistema financeiro no Brasil*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, 2018. 76

Apêndice A

Interceptos (α_i) dos indivíduos do modelo de Efeitos Fixos

Tabela A.1: Interceptos (α_i) dos indivíduos do modelo de efeitos fixos

ID	Effect		ID	Effect		ID	Effect		ID	Effect
1	-1,54547		45	-0,61144		89	2,068513		133	-2,05114
2	-1,32013		46	0,299149		90	3,475201		134	-1,09113
3	-0,51825		47	1,40642		91	-3,1634		135	-0,08818
4	0,502661		48	2,367136		92	-1,65117		136	1,091737
5	2,231763		49	-1,94818		93	-0,58742		137	2,367538
6	2,845463		50	-1,6746		94	0,611534		138	3,242121
7	-3,24998		51	-0,35795		95	1,605997		139	-2,96884
8	-2,54413		52	0,468024		96	2,475011		140	-1,8889
9	-0,96686		53	1,464616		97	-2,41934		141	-1,12363
10	0,157095		54	2,168704		98	-0,75769		142	1,532187
11	1,381801		55	-1,63128		99	-0,31777		143	2,570617
12	2,23281		56	-1,068		100	1,487573		144	3,714901
13	-2,93701		57	-0,09287		101	2,499971		145	-0,07214
14	-2,07907		58	0,769253		102	3,288899		146	0,226283
15	-1,47196		59	1,915162		103	-2,34307		147	0,505874
16	0,423232		60	2,714214		104	-1,96291		148	1,274059
17	2,109687		61	-2,91873		105	-0,95629		149	2,575504
18	2,796506		62	-1,69865		106	-0,13126		150	3,520148
19	-2,44309		63	-0,6981		107	0,455251		151	-2,24775
20	-2,54008		64	0,548405		108	1,021142		152	-1,3571
21	-0,55895		65	1,723047		109	-2,85161		153	0,397064
22	0,977262		66	2,713049		110	-2,25774		154	1,264853
23	1,710416		67	-3,6387		111	-0,96087		155	2,383243
24	2,423587		68	-2,78424		112	0,038127		156	2,840377
25	-2,28993		69	-1,9523		113	0,971219		157	-2,24382
26	-1,43282		70	0,342117		114	1,606478		158	-1,15505
27	-0,19521		71	1,875045		115	-1,61446		159	0,6789
28	1,218942		72	2,859973		116	-0,61966		160	1,616534
29	2,252741		73	-2,48309		117	0,059135		161	2,861535
30	2,745004		74	-1,0331		118	0,846095		162	3,564113
31	-2,17748		75	-0,11906		119	1,802951		163	-3,57896
32	-2,18585		76	0,750888		120	2,336386		164	-2,31872
33	-0,78758		77	1,682952		121	-1,34328		165	-0,19858
34	0,151677		78	2,424919		122	-0,53796		166	0,500053
35	1,292596		79	-2,98004		123	0,210417		167	-5,79125
36	2,048583		80	-1,49304		124	1,101911		168	-3,04711
37	-0,77479		81	-0,47771		125	2,327794		169	-3,81395
38	-2,29126		82	0,280172		126	2,920309		170	-2,45191
39	-0,46078		83	2,139322		127	-1,5712		171	-3,49128
40	0,652118		84	6,312278		128	-1,17327		172	-4,86267
41	2,016343		85	-2,77424		129	-0,26831		173	-3,37925
42	2,565354		86	-1,85232		130	1,149799		174	-0,45425
43	-2,25071		87	-0,89058		131	2,546855			
44	-1,86529		88	0,115357		132	3,519073			